

# Universidad de Alcalá

## Escuela Politécnica Superior

Grado en Ingeniería en Tecnologías de la Telecomunicación



### Trabajo Fin de Grado

“ Técnicas de estimación de dirección de llegada aplicadas  
a un sistema radar pasivo basado en la TDT”

**Autor:** Carlos Arias Vázquez

**Tutor:** David Anastasio de la Mata Moya

**Cotutora:** Nerea de Rey Maestre

2018

UNIVERSIDAD DE ALCALÁ  
Escuela Politécnica Superior

**GRADO EN INGENIERÍA EN TECNOLOGÍAS DE  
TELECOMUNICACIÓN**

Trabajo Fin de Grado

“ Técnicas de estimación de dirección de llegada aplicadas  
a un sistema radar pasivo basado en la TDT”

**Autor:** Carlos Arias Vázquez

**Tutor:** Dr. David Anastasio de la Mata Moya

**Cotutora:** Dra. Nerea del Rey Maestre

**TRIBUNAL:**

**Presidente:** Dra. María Pilar Jarabo Amores

**Vocal 1º:** Dr. José María Muñoz Ferreras

**Vocal 2º:** Dr. David de la Mata Moya

**FECHA:** 21 de diciembre de 2018



# Agradecimientos

En primer lugar, agradecer a mi tutor, David de la Mata, y a mi cotutora, Nerea del Rey, por haberme dado la oportunidad de realizar este trabajo, por su ayuda, por su dedicación y su paciencia a la hora de explicarme todo aquello que no sabía. Sin vosotros este trabajo no sería posible.

Agradecer enormemente a mis padres y mi familia por el apoyo constante que me han proporcionado y la paciencia que han tenido en los momentos más complicados. Ellos me han enseñado a dar el máximo de mí y es el mejor referente que he podido tener.

Gracias a Lucía, por apoyarme en todo momento, sea cual sea la situación, y hacerme feliz cada día. Tenerte a mi lado durante estos cuatro años ha hecho que vea las cosas de otra manera.

Agradecer a mis compañeros de clase, en especial a Óscar, Elsa, Sara y Mari Paz por hacer que este duro camino de la carrera haya sido más llevadero.

Dar las gracias a Fragas, compañero de infancia, de instituto y de carrera. Por todas las horas que hemos pasado juntos, prácticas, memorias, exámenes, buenos y malos momentos, pero que al final han tenido un final feliz.

Finalmente, agradecer a todo el que, de una forma o de otra, ha hecho posible el desarrollo de este proyecto.



# Índice

<b>I. Resumen</b>	<b>1</b>
<b>II. Memoria</b>	<b>5</b>
<b>1. Técnicas de conformado de haz en array lineales uniformes de banda estrecha</b>	<b>7</b>
1.1. Arrays lineales con pesos uniformes . . . . .	7
1.1.1. Parámetros del diagrama de radiación . . . . .	14
1.2. Pesos uniformes con apuntamiento . . . . .	16
1.3. Pesos ortogonales DFT . . . . .	18
1.4. Pesos MVDR y MPDR . . . . .	19
<b>2. Estimación del ángulo de llegada</b>	<b>23</b>
2.1. Estimadores basados en técnicas de máxima probabilidad a posteriori . .	24
2.1.1. Estimadores AML . . . . .	24
2.1.2. Estimadores CML . . . . .	25
2.1.3. Estimadores ML tras el filtrado espacial del beamformer . . . . .	27
2.2. Estimadores basados en técnicas de maximización de formas cuadráticas	28
<b>3. Sistema Radar Pasivo</b>	<b>31</b>
3.1. Definición de un Sistema Radar Pasivo . . . . .	31
3.2. Arquitectura de los Sistemas Radar Pasivos . . . . .	34
3.3. Demostrador IDEPAR . . . . .	36
3.3.1. Etapas del demostrador IDEPAR . . . . .	36
<b>4. Resultados</b>	<b>43</b>
4.1. Resultados teóricos . . . . .	43
4.1.1. Evaluación de la capacidad para determinar la presencia de un frente de onda incidente . . . . .	43
4.1.2. Evaluación de la precisión angular de los diferentes estimadores DoA . . . . .	47
4.2. Evaluación de los algoritmos de DoA implementados mediante datos radar reales . . . . .	49
<b>5. Conclusiones</b>	<b>55</b>
<b>III. Planos</b>	<b>57</b>
Planos	59
<b>IV. Pliego de condiciones</b>	<b>61</b>
Pliego de condiciones	63

<b>V. Presupuesto</b>	<b>65</b>
Presupuesto	67
<b>VI. Bibliografía</b>	<b>69</b>
Bibliografía	71

# **PARTE I**

## **Resumen**



## Resumen

En este TFG se centra en el estudio de técnicas de estimación de dirección de llegada basadas en un array de antenas lineal uniforme. Se han considerado técnicas de estimación basadas en la maximización de probabilidad (AML y CML, Asymptotic and Conditional Maximum Likelihood) y la maximización de funciones cuadráticas calculadas a partir de los subespacios de señal y ruido (MUSIC, Multiple Signal Classification). Los métodos se han evaluado para determinar la mínima relación señal a ruido necesaria para estimar ángulos de llegada con precisión y se han aplicado a datos reales adquiridos por un sistema radar pasivo.

## Abstract

The study of the different directions of arrivals estimated techniques based on a uniform linear array was carried out in this TFG. In order to achieve this, it was took into account different estimated techniques based on the maximization of probability (AML y CML, Asymptotic and Conditional Maximum Likelihood) and the maximization of quadratic functions calculated from the subspaces of signal and noise (MUSIC, Multiple Signal Classification).

The methods have been evaluated to determine the minimum signal-to-noise ratio necessary to accurately estimate arrival angles and have been applied to real data acquired by a passive radar system.

## Resumen extendido

Este trabajo se centra en la aplicación de las diferentes técnicas de beamforming y algoritmos de estimación de dirección de llegada en radares pasivos, concretamente en el demostrador IDEPAR. El objetivo final es poder estimar la trayectoria de un vehículo aplicando las técnicas anteriores y elegir cuál ha sido la óptima.

El radar pasivo consta de un array de cinco antenas equiespaciadas, las cuales forman un array lineal. Las propiedades que posee el radar pasivo exigen unas ciertas características: un iluminador es el que proporciona señal, en este caso Torrespaña. Dicha señal debe llegar con la suficiente amplitud para poder captar los ecos procedentes de los distintos blancos. Además, es necesario que las antenas de vigilancia, que son con las que se captan las señales de los blancos estén situadas en zonas despejadas donde la cobertura sea amplia.

A partir de las muestras digitalizadas de cada sensor que forma la agrupación, se aplican técnicas de beamforming, las cuales son las encargadas de estrechar el haz principal gracias a la aplicación de diferentes tipos de pesos que darán lugar a las diferentes técnicas. Dicho estrechamiento de haz y manteniendo una alta ganancia, hacen posible que se pueda obtener un diagrama de radiación deseado el cual carezca de interferencias no deseadas como los grating lobes.

Gracias a la obtención del diagrama de radiación deseado, es posible situar, debido a la implementación de los diferentes algoritmos de estimación de dirección de llegada basados en la maximización de probabilidad (AML y CML) o maximización de funciones cuadráticas (MUSIC), máximos y nulos en las direcciones deseadas. Con la correcta aplicación de estos algoritmos en el demostrador es posible obtener la trayectoria que sigue, por ejemplo, un vehículo en una carretera.

En el caso de este trabajo, se instala el demostrador IDEPAR en la azotea del edificio Politécnico de la Universidad de Alcalá de Henares con vistas a la carretera de Meco y la autopista R-2, para así poder tener visión directa de las mismas y estimar la trayectoria de un vehículo que circula por cada una de ellas.

En el apartado de conclusiones, a la vista de los resultados, se decidirá que algoritmo ha sido elegido como el óptimo para realizar dicha función.

# **PARTE II**

## **Memoria**



# Capítulo 1

## Técnicas de conformado de haz en array lineales uniformes de banda estrecha

La conformación de haces o el filtrado espacial (Beamforming) es una técnica de procesamiento de señales utilizado en un conjunto de sensores para la recepción o transmisión de señales direccionales. Esto es posible gracias a la combinación de elementos existentes en un array de antenas los cuales hacen que en ciertos ángulos las señales experimenten interferencias constructivas mientras que otras experimentan interferencias destructivas.

Para ilustrar una operación simple de *Beamforming* se va a considerar el caso mostrado en la Figura 1. La entrada es una onda plana propagada en la dirección definida con el vector unitario  $\mathbf{a}$  y con una frecuencia portadora  $f_{RF}$ , que llega a los distintos sensores colocados en los puntos indicados como  $p_n$ . La señal del frente de onda se recibe en cada sensor con un retardo distinto en función de su posición.

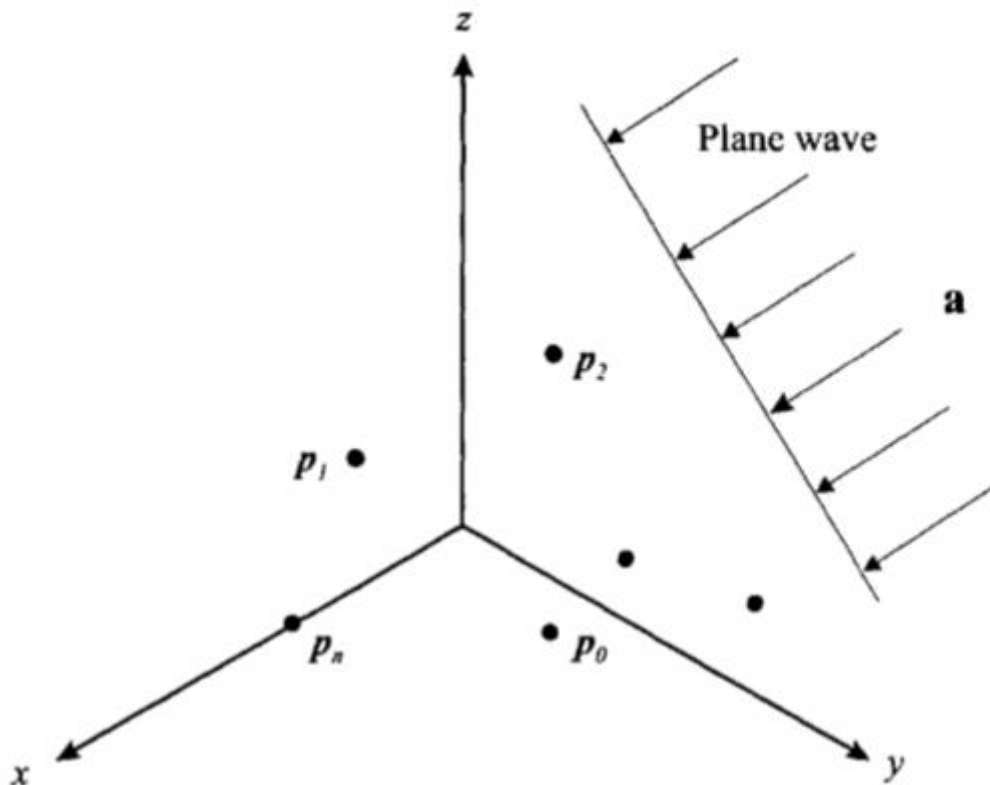


Figura 1. Escenario de una operación simple de Beamforming. [1].

Se denomina  $f(t)$  a la señal que se recibe del frente de onda evaluada en el origen de coordenadas y  $\mathbf{f}(t, \mathbf{p})$  al vector con las señales que llegan a cada uno de los sensores que conforman el array. Su expresión tiene la siguiente forma:

$$\mathbf{f}(t, \mathbf{p}) = \begin{bmatrix} f(t - \tau_0) \\ f(t - \tau_1) \\ \dots \\ f(t - \tau_{N-1}) \end{bmatrix} \quad (1)$$

donde

- $\mathbf{a}$  es el vector unitario con la dirección de llegada que se puede expresar con la ecuación (2). Se observa que todas las componentes poseen un signo negativo debido a que se considera el frente de onda en recepción.

$$\mathbf{a} = \begin{bmatrix} -\sin \theta \cos \phi \\ -\sin \theta \sin \phi \\ -\cos \theta \end{bmatrix} \quad (2)$$

- $\tau_n = \frac{\mathbf{a}^T \mathbf{p}_n}{c} = -\frac{1}{c} [\sin \theta \cos \phi * p_{xn} + \sin \theta \sin \phi * p_{yn} + \cos \theta * p_{zn}]$  son los retardos asociados con la posición de cada sensor del array
- $c$  es la velocidad de propagación en el medio

También se puede definir el vector unitario con la dirección de salida,  $\mathbf{u}$ , es decir, considerando el frente de onda en transmisión y reescribir los retardos en función de  $\mathbf{u}$ :

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} \sin \theta \cos \phi \\ \sin \theta \sin \phi \\ \cos \theta \end{bmatrix} = -\mathbf{a} \quad (3)$$

$$\tau_n = -\frac{1}{c} [u_x p_{xn} + u_y p_{yn} + u_z p_{zn}] = -\frac{\mathbf{u}^T \mathbf{p}_n}{c} \quad (4)$$

En ocasiones, es importante para nuestro interés, definir la señal  $f(t)$  en el dominio de la frecuencia, la cual posee el siguiente aspecto:

$$F_n(\omega, \mathbf{p}_n) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{-j\omega t} f(t - \tau_n) dt = e^{-j\omega \tau_n} F(\omega) \quad (5)$$

donde

$$\omega \tau_n = \frac{\omega}{c} \mathbf{a}^T \mathbf{p}_n = -\frac{\omega}{c} \mathbf{u}^T \mathbf{p}_n \quad (6)$$

Para las ondas planas que se están propagando en un medio local y homogéneo, como es el caso que nos concierne, se define el número de onda  $\mathbf{k}$ , el cual es el número de veces que vibra una onda al propagarse una cierta distancia, como:

$$\mathbf{k} = \frac{\omega}{c} \mathbf{a} = \frac{2\pi}{\lambda} \mathbf{a} = -\frac{2\pi}{\lambda} \mathbf{u} = -\frac{2\pi}{\lambda} \begin{bmatrix} \sin \theta \cos \phi \\ \sin \theta \sin \phi \\ \cos \theta \end{bmatrix} \quad (7)$$

donde  $\lambda$  se corresponde con la longitud de onda correspondiente a una determinada frecuencia  $\omega = 2\pi f_{RF}$ .

Se entiende como *manifold vector* o vector de retardo, al vector que está compuesto por todas las características espaciales del frente de onda. Se denota como  $\mathbf{v}_k(\mathbf{k})$  donde el subíndice  $\mathbf{k}$  indica que el elemento se encuentra en el espacio  $\mathbf{k}$  y posee la siguiente expresión:

$$\mathbf{v}_k(\mathbf{k}) = \begin{bmatrix} e^{-j\mathbf{k}^T \mathbf{p}_0} \\ e^{-j\mathbf{k}^T \mathbf{p}_1} \\ \dots \\ e^{-j\mathbf{k}^T \mathbf{p}_{N-1}} \end{bmatrix} \quad (8)$$

donde el superíndice T indica la transposición del vector.

Una vez definido este vector de retardo, la señal  $\mathbf{f}(\mathbf{t}, \mathbf{p})$  en el dominio de la frecuencia se puede escribir como:

$$\mathbf{F}(\omega, \mathbf{p}) = F(\omega) \mathbf{v}_k(\mathbf{k}) \quad (9)$$

Las señales pueden ser combinadas aplicando previamente retardadores que permitan que las señales recibidas queden alineadas en tiempo y puedan ser sumadas. Este proceso se puede observar en la Figura 2, en la cual se ha incluido un factor de normalización  $1/N$  posterior a la realización de la suma para que la salida sea  $f(t)$ , es decir, igual a la recibida en el frente de onda por cada sensor.

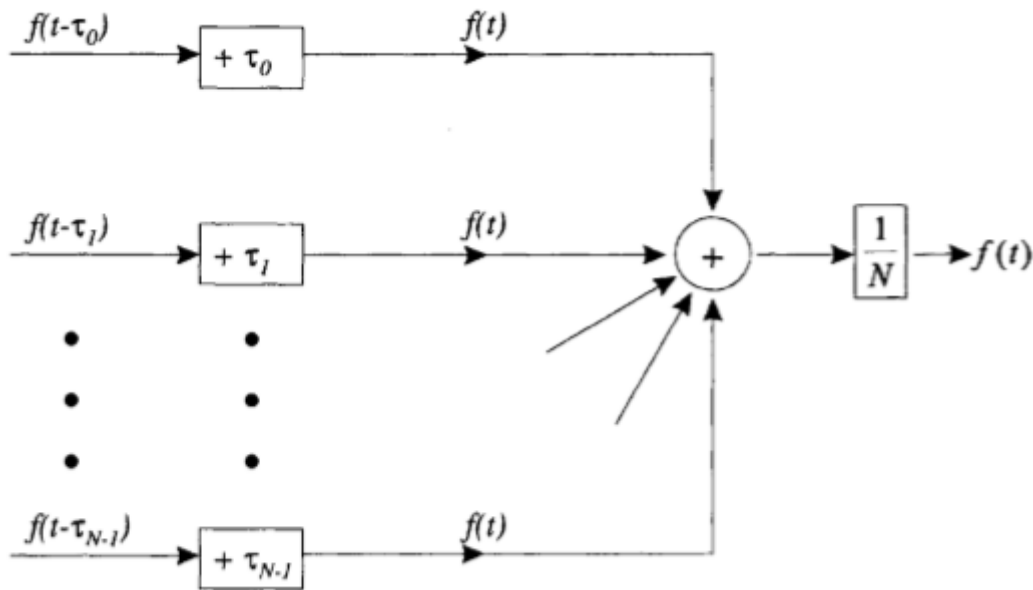


Figura 2. Esquema de un Delay-and-sum beamformer o beamformer convencional. [1]

Esto se conoce como un Delay-and-sum beamformer o un beamformer convencional. En este caso:

$$\mathbf{H}^T(\omega) = \frac{1}{N} \mathbf{v}_k^H(\mathbf{k}_s) \quad (10)$$

siendo  $\mathbf{k}_s$  el número de onda de la señal de interés, y superíndice H la operación hermítica del vector.

Para encontrar la respuesta de nuestro array ante un campo de entrada  $\mathbf{f}(\mathbf{t}, \mathbf{p})$ , aparte de aplicar las operaciones de convolución y suma descritas anteriormente, hay otra manera posible



más efectiva de conseguirla considerando que el frente de onda es plano. Así, la aproximación para analizar la respuesta de un sistema lineal e invariante en el tiempo en términos de superposición de unas funciones básicas exponenciales complejas puede ser extendido a señales espaciadas en el tiempo.

La señal recibida por un frente de onda plano en uno de los sensores es:

$$f_n(t, p_n) = e^{j(\omega t - \mathbf{k}^T \mathbf{p}_n)}, \quad n = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (11)$$

O equivalentemente:

$$\mathbf{f}(t, \mathbf{p}) = e^{-j\omega t} \mathbf{v}_{\mathbf{k}}(\mathbf{k}) \quad (12)$$

Y la respuesta del array en el dominio del tiempo y la frecuencia es la siguiente:

$$y(t) = \mathbf{H}^T(\omega) \cdot \mathbf{v}_{\mathbf{k}}(\mathbf{k}) \cdot e^{-j\omega t} \quad (13)$$

$$Y(\omega) = \mathbf{H}^T(\omega) \cdot \mathbf{v}_{\mathbf{k}}(\mathbf{k}) \quad (14)$$

El procesamiento espacial del array queda completamente definido por el término del lado derecho de la ecuación (14) que se puede definir en la expresión (15) y que se denomina función de respuesta de frecuencia-número del array. Su función es determinar la ganancia compleja de un determinado frente de onda plano entrante con un número de onda  $\mathbf{k}$  y una frecuencia  $\omega$ , es decir, es equivalente a realizar una función de transferencia para un sistema lineal invariante en el tiempo.

$$B = Y(\omega, \mathbf{k}) \triangleq \mathbf{H}^T(\omega) \mathbf{v}_{\mathbf{k}}(\mathbf{k}) \quad (15)$$

Está definida para todo un espacio  $\mathbf{k}$  y describe la respuesta a una onda plana arbitraria que llega en una de las direcciones definidas en el espacio  $\mathbf{k}$ .

El patrón de haz o diagrama de radiación, es la función de respuesta de frecuencia-número de onda evaluada con relación a la dirección:

$$B(\theta, \phi) = Y(\omega, \mathbf{k})|_{\mathbf{k}=\frac{2\pi}{\lambda}\mathbf{a}(\theta, \phi)} \quad (16)$$

Si se asume una señal  $f(t, p_n)$  con un ancho de banda limitado,  $B_s$ , se puede reescribir la ecuación (11) de la siguiente forma:

$$f(t, p_n) = \sqrt{2} \text{Re}\{\tilde{f}(t - \tau_n) e^{-j\omega(t - \tau_n)}\}, \quad n = 0, \dots, N - 1 \quad (17)$$

donde  $\tilde{f}(t - \tau_n)$  es la envolvente compleja de la señal.

Se define  $\Delta T_{nm}(\mathbf{u})$  como el tiempo que tarda en viajar una onda plana entre dos elementos  $n$  y  $m$  del array, cuyo vector unitario direccional es  $\mathbf{u}$ , de manera que  $\Delta T_{max}$  hace referencia al tiempo máximo que tarda una onda plana en viajar entre dos puntos cualesquiera de nuestro array:

$$\Delta T_{max} \triangleq \max_{n, m=0, \dots, N-1; \mathbf{u}} \{\Delta T_{nm}(\mathbf{u})\} \quad (18)$$

Para un array lineal uniforme, el caso de estudio de este TFG, equivaldría al tiempo que tarda en propagarse una señal que viaja a lo largo del eje del array entre los puntos extremos

del mismo. Asumiendo que el origen se encuentra en el centro del array, condición (19), podemos afirmar que  $\tau_n$  siempre es menor que  $\Delta T_{max}$ .

$$\sum_{n=0}^{N-1} p_n = 0 \quad (19)$$

$$\tau_n \leq \Delta T_{max}, \quad n = 0, \dots, N-1 \quad (20)$$

En el caso de que se cumpla la condición de señal de banda estrecha expresada en la ecuación (21), se puede realizar la aproximación (22) y reescribir la ecuación (17) como muestra(23).

$$B_s * \Delta T_{max} \ll 1 \quad (21)$$

$$\tilde{f}(t - \tau_n) \cong \tilde{f}(t), \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (22)$$

$$f(t, p_n) = \sqrt{2} \text{Re}\{\tilde{f}(t) e^{-j\omega\tau_n} e^{-j\omega t}\} \quad (23)$$

Se puede observar que el retraso que sufre la señal puede ser interpretado como un cambio de fase. Por lo que, los Delay-and-sum beamformers o beamformers convencionales pueden ser configurados con desfasadores de una manera más sencilla (Figura 3).

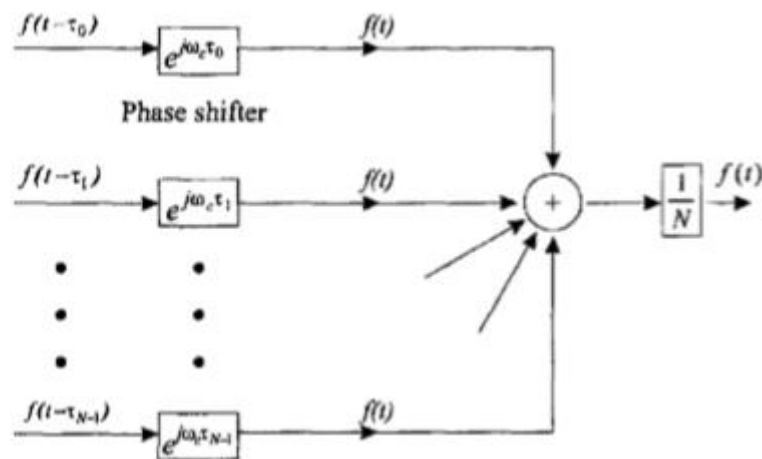


Figura 3. Esquema de un beamformer convencional configurado con desfasadores. [1]

En numerosas ocasiones, dependiendo de los requerimientos de la aplicación a desarrollar, se desea ajustar tanto la fase como la ganancia de la señal para poder obtener el diagrama de radiación que se esté buscando. Esto es equivalente a sustituir los desfasadores por unos pesos complejos (Figura 4) donde se puede definir tanto la fase como la amplitud (Figura 5).

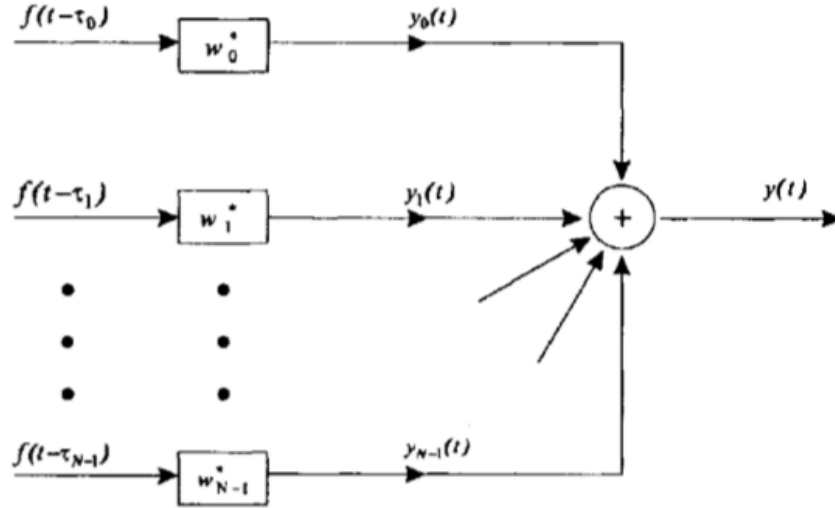


Figura 4. Esquema de un beamformer convencional utilizando pesos. [1]

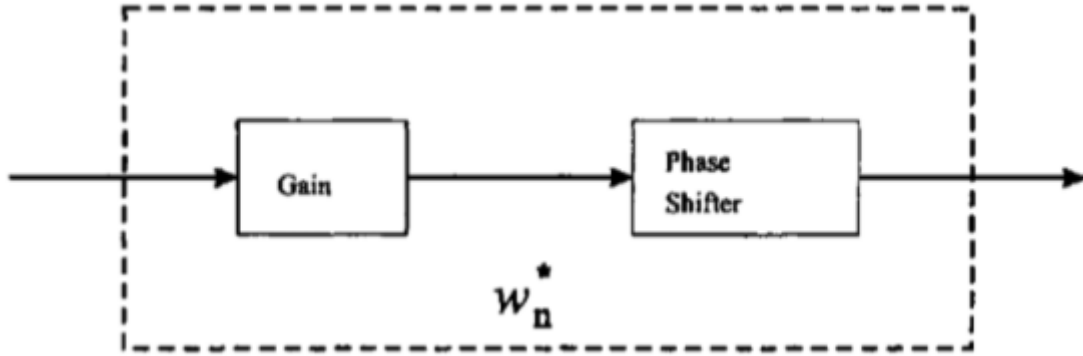


Figura 5. Esquema interior de un bloque de pesos. [1]

Podemos definir el vector de pesos complejos como:

$$\mathbf{w}^H = [w_0^* \ w_1^* \ \dots \ w_{N-1}^*] \quad (24)$$

Por lo que ahora la salida  $y(t, k)$  y la función de respuesta de frecuencia-número de onda se convierten respectivamente en:

$$y(t, k) = \mathbf{w}^H \cdot \mathbf{v}_k(\mathbf{k}) \cdot e^{-j\omega t} \quad (25)$$

$$Y(\omega, k) = \mathbf{w}^H \mathbf{v}_k(\mathbf{k}) \quad (26)$$

En este TFG se ha considerado como punto de partida un array lineal uniforme (ULA, *uniform linear array*) situado sobre el eje Z representado en la Figura 6. En dicha figura se pueden observar los N elementos del array distribuidos a lo largo del eje Z y equiespaciados una distancia igual a  $d$ . El centro de dicho array se encuentra en el origen del sistema de coordenadas.

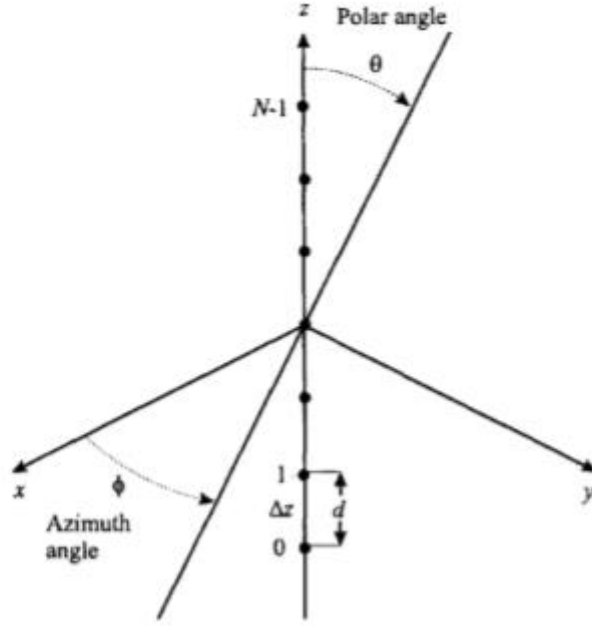


Figura 6. ULA situado sobre el eje Z. [1].

Las posiciones de los distintos elementos sobre el eje Z son:

$$p_{z_n} = \left(n - \frac{N-1}{2}\right)d, \quad n = 0, 1, \dots, N-1 \quad (27)$$

$$p_{x_n} = p_{y_n} = 0 \quad (28)$$

En este caso particular el vector de retardo  $\mathbf{v}_k(\mathbf{k})$  se puede simplificar a:

$$\mathbf{v}_k(\mathbf{k}) = \left[ e^{j\frac{2\pi}{\lambda}\cos(\theta)\left(\frac{N-1}{2}\right)d}, e^{j\frac{2\pi}{\lambda}\cos(\theta)\left(\frac{N-1}{2}-1\right)d}, \dots, e^{j\frac{2\pi}{\lambda}\cos(\theta)\left(\frac{N-1}{2}\right)d} \right]^T \quad (29)$$

Y el diagrama de radiación final quedaría de la siguiente manera:

$$B(\theta) = Y(\omega, \mathbf{k})|_{\mathbf{k}=\frac{2\pi}{\lambda}\cos(\theta)} = \mathbf{w}^H \mathbf{v}_k(\mathbf{k}) = \sum_{n=0}^{N-1} w_n^* \cdot e^{j\frac{2\pi}{\lambda}\cos(\theta)\left(n-\frac{N-1}{2}\right)d} \quad (30)$$

Para simplificar la expresión de la función de respuesta de frecuencia-número de onda se define el parámetro  $\psi$ :

$$\psi = -\mathbf{k}d = \frac{2\pi}{\lambda}\cos(\theta) \cdot d \quad (31)$$

$$Y(\psi) = e^{j\psi\left(\frac{N-1}{2}\right)} \sum_{n=0}^{N-1} w_n^* \cdot e^{j\psi n} \quad (32)$$

Aunque el margen de variación de  $\psi$  es infinito, el diagrama de radiación se define dentro de lo que se conoce como región visible correspondiente al intervalo  $0 \leq \theta \leq \pi$  ó  $-1 \leq \cos(\theta) \leq 1$  ó  $-\frac{2\pi}{\lambda}d \leq \psi \leq \frac{2\pi}{\lambda}d$ .

## 1.1 Arrays lineales con pesos uniformes

En los ULAs con pesos uniformes, la expresión de los pesos se puede escribir como:

$$w_n = \frac{1}{N}, \quad n = 0, 1, \dots, N - 1 \quad (33)$$

La aplicación de estos pesos conduce a la siguiente función de respuesta de frecuencia-número de onda en el espacio  $\psi$ :

$$Y(\psi) = \frac{1}{N} \frac{\sin\left(N\frac{\psi}{2}\right)}{\sin\frac{\psi}{2}}, \quad -\infty < \psi < \infty \quad (34)$$

En la Figura 7 se representa el módulo de la función,  $|Y(\psi)|$ , y se observa que es periódico cada  $2\pi$ .

### 1.1.1 Parámetros del diagrama de radiación

El ancho de haz a 3 dB es una medida para calcular el ancho del lóbulo principal del diagrama de radiación y poder así observar su directividad. Coincide con el intervalo en el que la densidad de potencia radiada es igual a la mitad de la potencia máxima.

En la Figura 8 se representan los diagramas de radiación en la región visible de 2 ULAs con  $d=\lambda/2$  compuestos por 5 y 10 elementos. Se observa que a medida N se hace mayor la directividad crece.

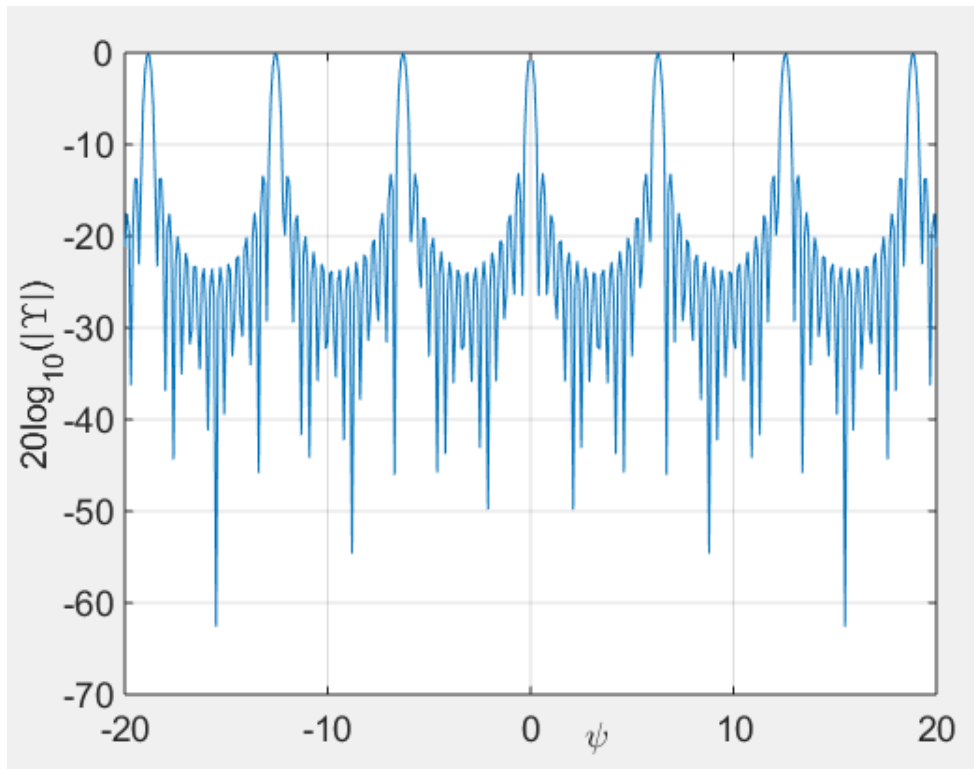


Figura 7. Módulo de la función  $|Y(\psi)|$ .

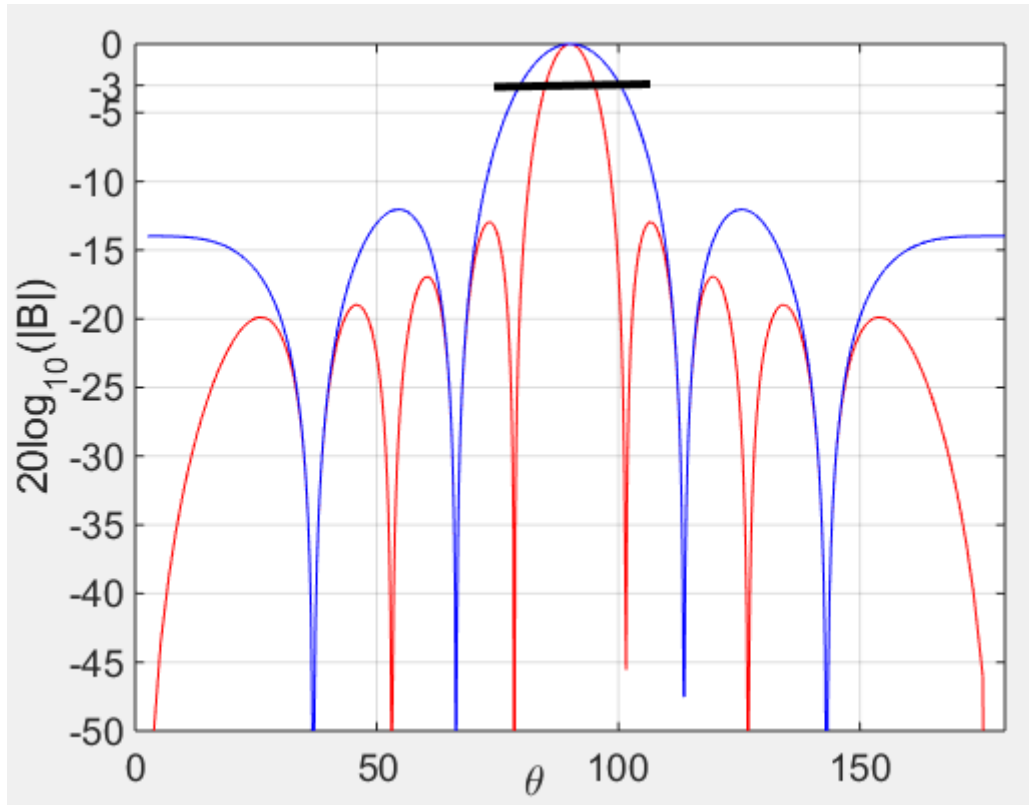


Figura 8. Diagramas de radiación de 2 ULAs con  $d=\lambda/2$  y  $N=5$  (Azul),  $N=10$  (Rojo)

Los grating lobes son réplicas del haz principal que aparecen en la región visible que por lo general son no deseados por conducir a ambigüedades. Las réplicas ocurren cuando el numerador y el denominador de la ecuación (34) son cero, es decir,  $\frac{\psi}{2} = m\pi$ . Para poder evitar los grating lobes, las réplicas tienen que estar separadas al menos el ancho de la región visible:

$$\Delta\psi = 2\pi \geq \frac{4\pi d}{\lambda} \rightarrow d \leq \frac{\lambda}{2} \quad (35)$$

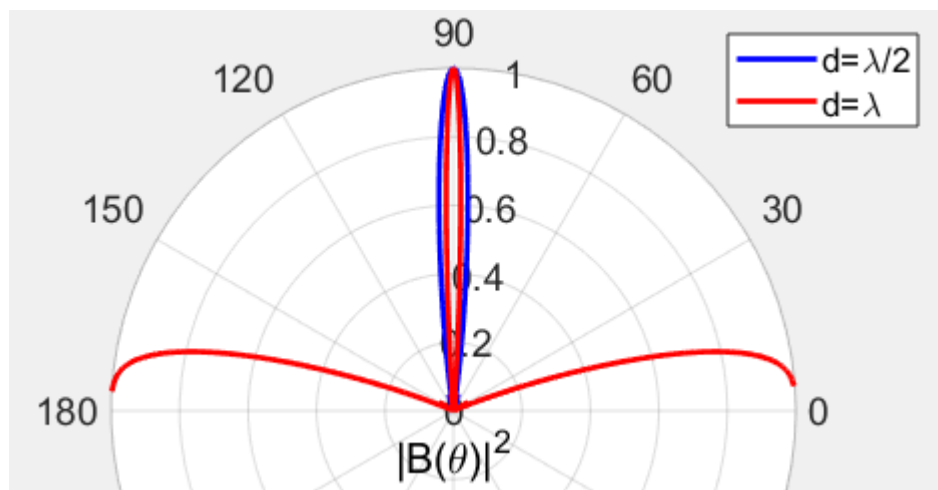


Figura 9. Diagramas de radiación de 2 ULAs variando la distancia.

Se ha representado en la Figura 9 los diagramas de radiación de 2 ULAs con  $N=11$  y distancias entre elementos  $d = \frac{\lambda}{2}$  y  $d = \lambda$ , demostrando la aparición de grating lobes para una distancia mayor a  $\frac{\lambda}{2}$  generando ambigüedades en la dirección de apuntamiento.

## 1.2 Pesos uniformes con apuntamiento

En algunas aplicaciones el objetivo es conformar un haz capaz de apuntar o posicionar el array para poder captar un frente de onda en una dirección determinada. La manera más evidente de alcanzar este objetivo es colocar los sensores del array de tal forma que el eje quede totalmente perpendicular a la dirección de apuntamiento que se desee. Esto es lo que se conoce como apuntamiento mecánico basado en la rotación física del sistema de antenas.

Sin embargo, este mecanismo no siempre se puede llevar a cabo, ya que existen diversos factores como que el array sea muy grande o que a la hora de recolocar o rotar los sensores del array, estos necesiten ser recalibrados. Para estas situaciones la solución adoptada es introducir retardos (o desfases) en el caso en el que se trabaje en banda estrecha). A esta técnica se la conoce como apuntamiento eléctrico mucho más flexible para poder adaptarse a los cambios producidos rápidamente.

Si el frente de onda plano se recibe en una dirección definida por el número de onda  $\mathbf{k}_s$ , las señales recibidas por los sensores del array se puede expresar como:

$$\mathbf{f}(t, \mathbf{p}) = e^{-j\omega t} \mathbf{v}_k(\mathbf{k}_s) \quad (36)$$

$\mathbf{k}_s$  se considera como la dirección de apuntamiento y el vector de pesos del beamformer se calculará para conseguir compensar los retardos sufridos en cada sensor asociados a esta dirección de manera que su salida esté totalmente alineada con el frente de onda entrante.

$$\mathbf{w} = \frac{1}{N} \mathbf{v}_k(\mathbf{k}_s) \quad (37)$$

La función de respuesta de frecuencia-número de onda correspondiente en el espacio  $\psi$ :

$$Y(\psi) = \frac{1}{N} \frac{\sin\left(N \frac{\psi - \psi_s}{2}\right)}{\sin \frac{\psi - \psi_s}{2}}, \quad -\infty < \psi < \infty \quad (34)$$

donde  $\psi_s = -\mathbf{k}_s d$

En la Figura 10 se muestra el diagrama de radiación de un ULA con  $N=11$  y  $d=\lambda/2$  con un vector de pesos para conformar un haz que apunte a  $75^\circ$ . Como la modificación del diagrama de radiación se corresponde con un desplazamiento de fase, sus propiedades, como por ejemplo el ancho de haz a 3 dB, no se verán afectadas.

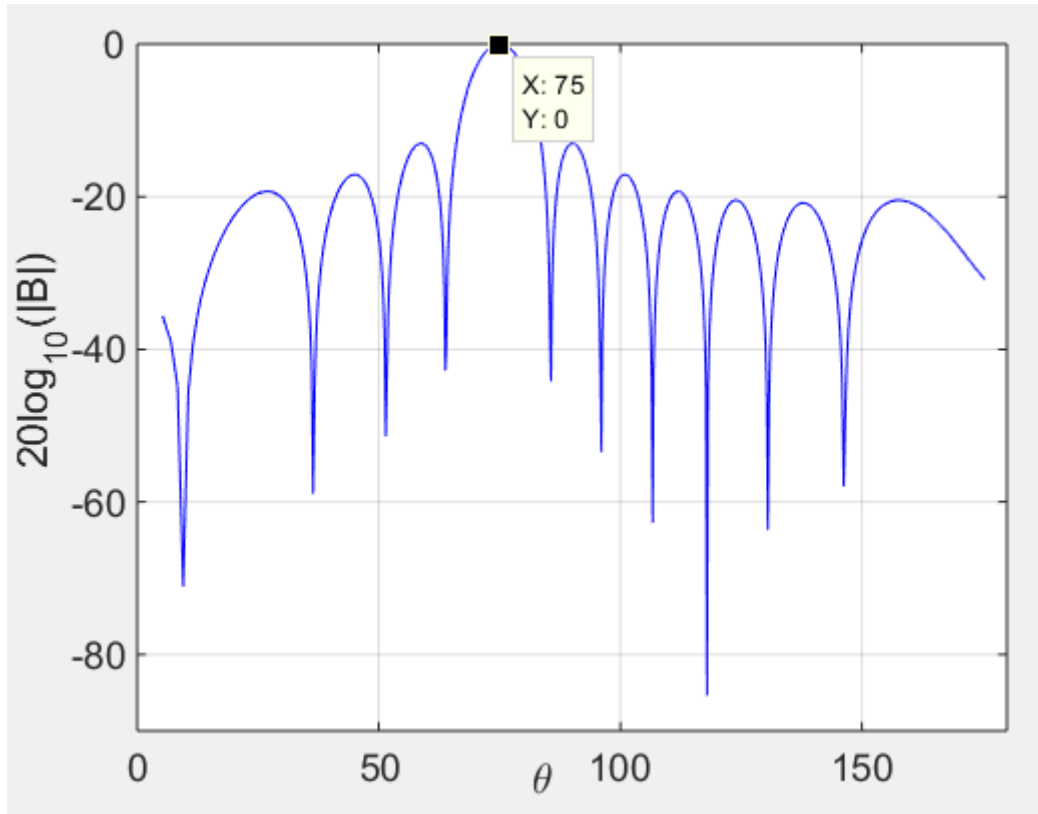


Figura 10. Diagrama de radiación de un ULA con  $N=10$ ,  $d=\lambda/2$  y apuntamiento a  $75^\circ$

Hay que recordar que el módulo de la función respuesta de frecuencia-número de onda es periódica y este desplazamiento de fase, debido al apuntamiento, puede provocar que las réplicas del lóbulo principal acaben apareciendo en la región visible. Según la condición (35), para distancias mayores a  $\lambda/2$  pueden aparecer grating lobes en la región visible de manera que se puede definir la región visible sin ambigüedades como el margen de ángulos de apuntamiento para los que las réplicas no aparecen en la región visible:

$$\begin{aligned}\psi_{max} - 2\pi &= -\frac{2\pi}{\lambda}d \rightarrow \psi_{max} = 2\pi - \frac{2\pi}{\lambda}d \rightarrow \cos(\theta_{max}) = \frac{\lambda}{d} - 1 \\ \psi_{min} + 2\pi &= \frac{2\pi}{\lambda}d \rightarrow \psi_{min} = -2\pi + \frac{2\pi}{\lambda}d \rightarrow \cos(\theta_{min}) = \\ &= -\frac{\lambda}{d} + 1 \leq \cos(\theta) \leq \frac{\lambda}{d} - 1 \quad (38)\end{aligned}$$

Por ejemplo, para un ULA con  $d=3\lambda/4$ , el margen visible se ve reducido a  $40,52^\circ \leq \theta \leq 109,47^\circ$ . En la Figura 11 se representan los diagramas de radiación de un ULA con  $N=11$  y  $d=3\lambda/4$  con dos ángulos de apuntamiento  $100^\circ$  y  $60^\circ$ , dentro y fuera de la región visible sin ambigüedades respectivamente. Se confirma que cuando el ángulo de apuntamiento es  $60^\circ$  aparece un grating lobe en la región visible.



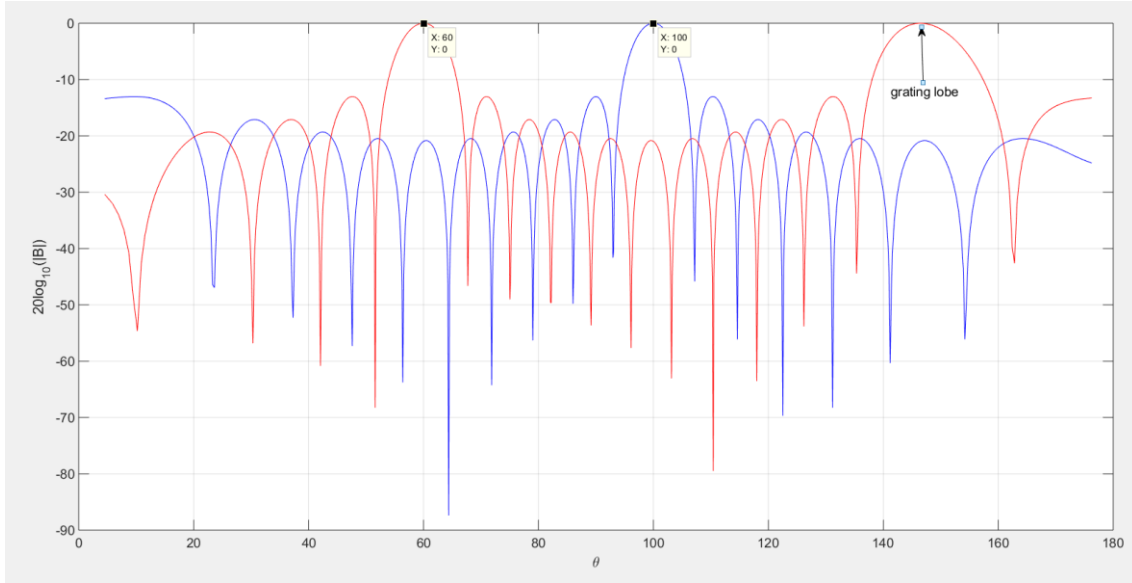


Figura 11. Diagramas de radiación para dos ULA con  $N=11$ ,  $d=3\lambda/4$  y ángulos de apuntamiento de  $100^\circ$  (Azul) y  $60^\circ$  (Rojo).

### 1.3 Pesos ortogonales DFT

El objetivo es utilizar la Transformada Discreta de Fourier (DFT, Discrete Fourier Transform) para poder encontrar cuales son los ángulos que permiten realizar un filtrado espacial ortogonal, es decir, apuntamientos ortogonales.

La formulación de la DFT:

$$X_k = \sum_{n=0}^{N-1} x_n \cdot e^{-j\frac{2\pi}{N}kn} \quad k = 0, \dots, N-1 \quad (39)$$

La exponencial de esta expresión puede igualarse a la exponencial del frente de onda de llegada,  $\mathbf{v}_k(\mathbf{k})$ , que lleva la información del ángulo de apuntamiento:

$$e^{-j\frac{2\pi}{N}kn} = e^{-j\psi_k p_n} \quad k = 0, \dots, N-1 \quad (40)$$

Despejando el valor  $\psi_k$  se pueden obtener las  $N$  direcciones de apuntamiento ortogonales:

$$\psi_k p_n = \frac{2\pi}{N} kn \rightarrow \psi_k = \frac{2\pi}{\lambda} \cos(\theta_k) d = \frac{2\pi}{N} k \rightarrow \cos(\theta_k) = \frac{k\lambda}{Nd} \quad k = 0, \dots, N-1 \quad (41)$$

donde  $n$  representa la posición de los sensores, es decir,  $n=p_n$  (ecuación (27)).

La Figura 12 representa los diagramas de radiación de un ULA con  $N=11$  y  $d=\lambda/2$  asociados a ángulos ortogonales que barren toda la región visible.

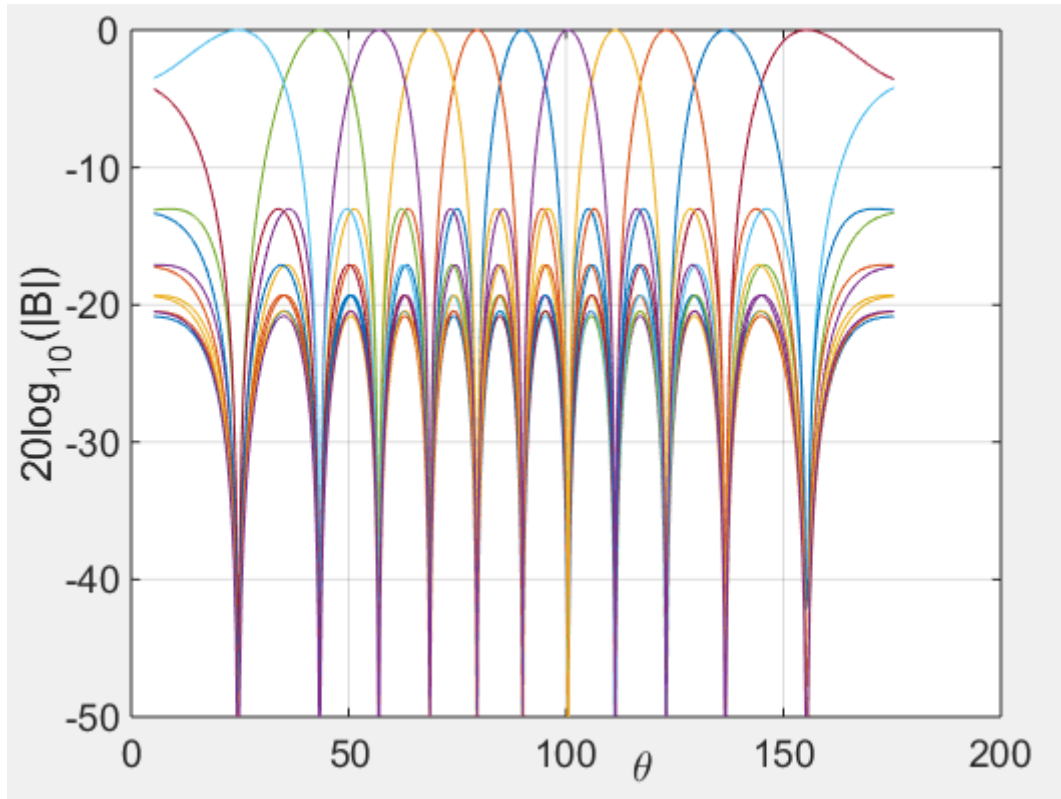


Figura 12. Diagramas de radiación de un ULA con  $N=11$  y  $d=\lambda/2$ .

## 1.4 Pesos MVDR y MPDR

El objetivo fundamental de este apartado es estimar los pesos óptimos que permitan mejorar la relación señal a ruido a la salida del beamformer cuando se trabaja con señales recibidas en un escenario dominado por la presencia de ruido.

Definiremos el snapshot como el nivel de señal instantáneo recibido en cada sensor compuesto por la combinación del frente de onda que llega en una dirección definida por  $\mathbf{k}_s$  y el ruido, que en el dominio de la frecuencia tiene la siguiente expresión:

$$\mathbf{X}(\omega) = F(\omega) \cdot \mathbf{v}_k(\mathbf{k}_s) + \mathbf{N}(\omega) \quad (42)$$

donde  $F(\omega)$  es la señal asociada al frente de onda con una matriz espectral  $\mathbf{S}_f$  y  $\mathbf{N}(\omega)$  representa un ruido blanco gaussiano aditivo de media nula cuya matriz de covarianza es:

$$\mathbf{S}_n = \sigma_w^2 \mathbf{I} \quad (43)$$

$\mathbf{I}$  representa la matriz identidad  $N \times N$  y  $\sigma_w^2$  la varianza o potencia de ruido.

La salida del beamformer que apunta a la dirección del frente de onda según la Figura 13 se puede expresar como:

$$\mathbf{Y}(\omega) = F(\omega) + \mathbf{Y}_n(\omega) \quad (44)$$

Y la matriz espectral asociada:

$$\mathbf{S}_y = \mathbf{w}^H \cdot \mathbf{S}_x \cdot \mathbf{w} = \mathbf{w}^H \cdot (\mathbf{v}_K(\mathbf{k}_s) \cdot \mathbf{S}_f \cdot \mathbf{v}_K^H(\mathbf{k}_s) + \mathbf{S}_n) \mathbf{w} \quad (45)$$

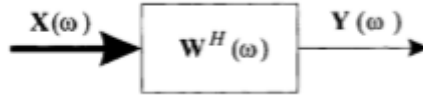


Figura 13. Salida del beamformer procesada.[1]

En el caso de que asumir un frente de onda desconocido no aleatorio, los pesos óptimos que mejoran la relación señal a ruido a la salida del beamformer se conocen como MVDR (Minimum Variance Distortionless Response) cuyo objetivo es reducir la varianza de la señal recibida que se asocia únicamente a la presencia de ruido.

El vector de pesos que minimizan la varianza de  $\mathbf{S}_y$  es el siguiente:

$$\mathbf{w}_{MVDR}^H = \frac{\mathbf{v}_K^H(\mathbf{k}_s) \cdot \mathbf{S}_n^{-1}}{\mathbf{v}_K^H(\mathbf{k}_s) \cdot \mathbf{S}_n^{-1} \cdot \mathbf{v}_K(\mathbf{k}_s)} \quad (46)$$

Para ruido blanco aditivo gaussiano se simplifica la expresión a:

$$\mathbf{w}_{MVDR}^H = \mathbf{v}_K^H(\mathbf{k}_s) \cdot (\mathbf{v}_K^H(\mathbf{k}_s) \cdot \mathbf{v}_K(\mathbf{k}_s))^{-1} = \text{pinv}(\mathbf{v}_K(\mathbf{k}_s)) \quad (47)$$

donde pinv() representa la pseudoinversa de Moore-Penrose.

En la Figura 14 se representa un diagrama de radiación de un ULA con  $N=11$ ,  $d=\lambda/2$ , apuntando a  $60^\circ$  aplicando pesos MVDR.

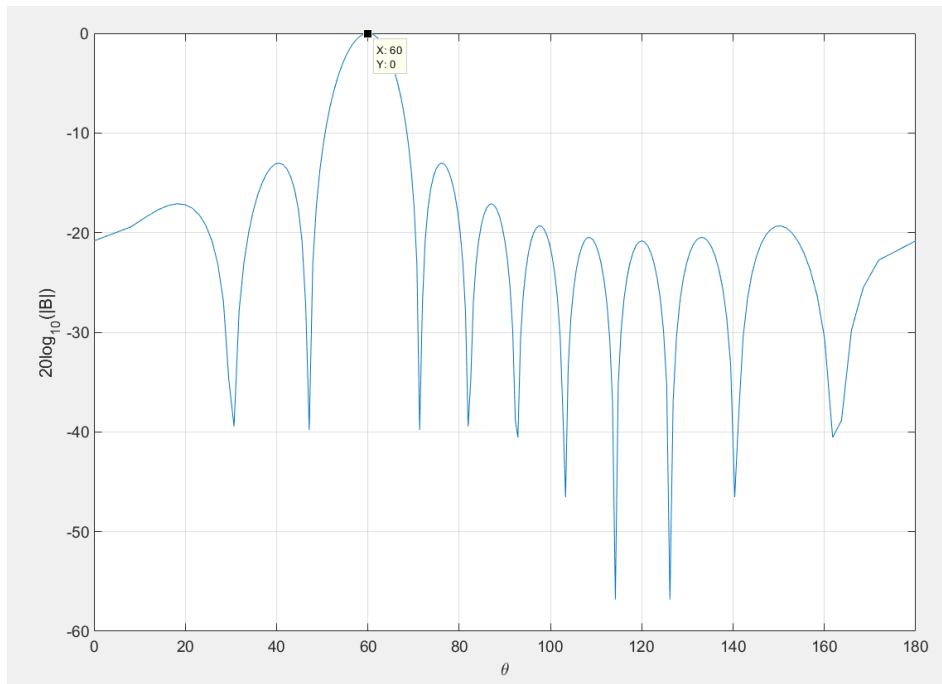


Figura 14. Diagrama de radiación de un ULA tras aplicar pesos MVDR con  $N=11$ ,  $d=\lambda/2$  apuntando a  $60^\circ$

Se utilizan pesos MPDR (Minimum Power Distortionless Response) en un caso más general donde se asume que el frente de onda también genera una señal aleatoria de forma que se buscan los pesos que reduzcan la varianza de la señal recibida compuesta por la potencia del frente de onda más el ruido, es decir, que se define a partir de la matriz espectral  $\mathbf{S}_x$ .

Para resolver este problema de minimización se impone la siguiente condición:

$$\mathbf{w}^H \mathbf{v}_K(\mathbf{k}_s) = 1 \quad (48)$$

Los pesos resultantes son:

$$\mathbf{w}_{MPDR}^H = \frac{\mathbf{v}_K^H(\mathbf{k}_s) \cdot \mathbf{S}_x^{-1}}{\mathbf{v}_K^H(\mathbf{k}_s) \cdot \mathbf{S}_x^{-1} \cdot \mathbf{v}_K(\mathbf{k}_s)} \quad (49)$$



## Capítulo 2:

### Estimación del ángulo de llegada

Este capítulo se centra en presentar diferentes técnicas de estimación de dirección de llegada de un frente de onda plano de banda estrecha. Las diferentes técnicas utilizan un conjunto de snapshots para estimar los parámetros necesarios ya sea basándose en técnicas de máxima probabilidad o en técnicas de maximización de formas cuadráticas.

Los snapshots están compuestos por la suma de los frentes de onda que llegan con unas direcciones determinadas más el ruido presente en el escenario considerado:

$$\mathbf{X}(q) = \mathbf{V} \cdot \mathbf{F}(q) + \mathbf{N}(q) \quad q = 1, \dots, Q \quad (50)$$

donde

- $Q$  es el número de snapshots
- $\mathbf{F}(q)$  es un vector  $D \times 1$  con el nivel de señal asociado a cada uno de los  $D$  frentes de onda incidentes en el array
- $\mathbf{V}$  es una matriz de  $N \times D$  en el que cada columna es un *manifold vector* indicando la dirección de llegada de cada una de las fuentes cuyos valores se pretende estimar:

$$\mathbf{V} = \begin{bmatrix} e^{-j\psi_1 p_0} & \dots & e^{-j\psi_D p_0} \\ e^{-j\psi_1 p_1} & \dots & e^{-j\psi_D p_1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{-j\psi_1 p_{N-1}} & \dots & e^{-j\psi_D p_{N-1}} \end{bmatrix} \quad (51)$$

- $\mathbf{N}(q)$  es un vector  $D \times 1$  con el nivel de ruido recibido en cada elemento individual del array

Para tratar de resolver este problema o minimizarlo al máximo, se hace hincapié en la técnica de máxima probabilidad, en inglés maximum likelihood (ML).

## 2.1 Estimadores basados en técnicas de máxima probabilidad a posteriori

Se parte de las siguientes hipótesis de partida:

- Ruido blanco gaussiano aditivo
- Modelos de señal recibida por las fuentes incidentes:
  - Señal compleja desconocida no aleatoria: en este caso los snapshots siguen una función de distribución gaussiana compleja con una media distinta de cero,  $\mathbf{M}_x$ , y varianza determinada por la potencia de ruido,  $\mathbf{S}_x = \mathbf{S}_n = \sigma_w^2 \mathbf{I}$
  - Señal compleja aleatoria gaussiana: en este caso los snapshots siguen una función de distribución gaussiana compleja de media cero y matriz de covarianza formada por la combinación de las matrices de covarianza asociadas al blanco y a la señal de ruido,  $\mathbf{S}_x = \mathbf{V} \cdot \mathbf{S}_f \cdot \mathbf{V}^H + \sigma_w^2 \mathbf{I}$ .

De forma general, se puede expresar la densidad de probabilidad  $\mathbf{X}(q)$ :

$$p(\mathbf{X}) = \frac{1}{|\pi \mathbf{S}_x|} e^{\{-(\mathbf{X}(q)^H - \mathbf{M}_x^H) \cdot \mathbf{S}_x^{-1} \cdot (\mathbf{X}(q) - \mathbf{M}_x)\}} \quad q = 1, \dots, Q \quad (52)$$

Si se asume que los snapshots recibidos son estadísticamente independientes, la función de densidad de probabilidad para los Q snapshots es:

$$p_{\mathbf{x}_1, \dots, \mathbf{x}_Q}(\mathbf{X}) = \prod_{q=1}^Q \frac{1}{|\pi \mathbf{S}_x|} e^{\{-(\mathbf{X}(q)^H - \mathbf{M}_x^H) \cdot \mathbf{S}_x^{-1} \cdot (\mathbf{X}(q) - \mathbf{M}_x)\}} \quad (53)$$

Aplicando el logaritmo neperiano a la expresión anterior y buscando una expresión simplificada para estimar los ángulos de llegada,  $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \dots, \theta_D]$ , que maximizan esta función de densidad de probabilidad:

$$L_1(\boldsymbol{\theta}) = - \left[ \ln |\mathbf{S}_x(\boldsymbol{\theta})| + \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q (\mathbf{X}(q, \boldsymbol{\theta})^H - \mathbf{M}_x^H(\boldsymbol{\theta})) \cdot \mathbf{S}_x^{-1}(\boldsymbol{\theta}) \cdot (\mathbf{X}(q, \boldsymbol{\theta}) - \mathbf{M}_x(\boldsymbol{\theta})) \right] \quad (54)$$

### 2.1.1 Estimadores AML

La primera variante de los estimadores de máxima probabilidad se conoce como **estimadores AML** (Asymptotic Maximum Likelihood) y asumen un modelo de señal gaussiano de media cero y matriz de covarianza  $\mathbf{S}_f = E[\mathbf{F}(q)\mathbf{F}^H(q)]$ .

La función de probabilidad de dicho tipo de estimadores se puede simplificar como:

$$L_2(\boldsymbol{\theta}) = - \left[ \ln |\mathbf{S}_x(\boldsymbol{\theta})| + \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \mathbf{X}(q, \boldsymbol{\theta})^H \cdot \mathbf{S}_x^{-1}(\boldsymbol{\theta}) \cdot \mathbf{X}(q, \boldsymbol{\theta}) \right] \quad (55)$$

Para poder obtener la solución al problema de maximización que se plantea, se formula previamente la estimación de la matriz,  $\widehat{\mathbf{S}}_f$ , que maximiza la expresión (55):

$$\frac{\partial L_2(\mathbf{S}_f)}{\partial S_{ij}} = 0, \quad i, j = 1, 2, \dots, D \quad (56)$$

$$\widehat{\mathbf{S}}_f = [\mathbf{V}^H \mathbf{V}]^{-1} \mathbf{V}^H \cdot [\mathbf{C}_x - \sigma_w^2 \mathbf{I}] \cdot \mathbf{V} [\mathbf{V}^H \mathbf{V}]^{-1} = \text{pinv}(\mathbf{V}) \cdot [\mathbf{C}_x - \sigma_w^2 \mathbf{I}] \cdot (\text{pinv}(\mathbf{V}))^H \quad (57)$$

siendo  $S_{ij}$  los posibles elementos de  $\mathbf{S}_f$  y  $\mathbf{C}_x$ :

$$\mathbf{C}_x = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \mathbf{X}(q) \cdot \mathbf{X}(q)^H \quad (58)$$

Una vez obtenida estimada la matriz  $\widehat{\mathbf{S}}_f$ , se puede obtener también una estimación de  $\widehat{\mathbf{S}}_x$ :

$$\begin{aligned} \widehat{\mathbf{S}}_x &= \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}) \cdot [\mathbf{C}_x - \sigma_w^2 \mathbf{I}] \cdot (\text{pinv}(\mathbf{V}))^H \cdot \mathbf{V}^H + \sigma_w^2 \mathbf{I} \\ &= \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}) \cdot \mathbf{C}_x \cdot \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}) + \sigma_w^2 (\mathbf{I} - \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V})) \end{aligned} \quad (59)$$

Aplicando esta estimación en la expresión (55) y realizando operaciones matriciales, se puede formular el problema de maximización que permite estimar la DoA según la técnica AML:

$$\begin{aligned} \psi_{AML} &= \max_{\psi} \left\{ -\ln \left| \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}) \cdot \mathbf{C}_x \cdot \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}) + \sigma_w^2 (\mathbf{I} - \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V})) \right| \right. \\ &\quad \left. - \frac{1}{\sigma_w^2} \text{tr}[(\mathbf{I} - \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V})) \cdot \mathbf{C}_x] \right\} \end{aligned} \quad (60)$$

donde la función  $\text{tr}[\cdot]$  hace referencia a la operación traza de una matriz.

En el caso en el que la potencia de ruido fuese desconocida, se procede de una forma similar a la anterior, es decir, se estima la  $\mathbf{S}_n$  que hace máxima probabilidad la expresión (55):

$$\widehat{\sigma_w^2} = \frac{\text{tr}[(\mathbf{I} - \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V})) \cdot \mathbf{C}_x]}{N-D} \quad (61)$$

Sustituyendo esta última expresión en la ecuación (60), se podría estimar la DoA:

$$\begin{aligned} \psi_{AML} &= \max_{\psi} \left\{ -\ln \left| \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}) \cdot \mathbf{C}_x \cdot \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}) + \right. \right. \\ &\quad \left. \left. \frac{\text{tr}[(\mathbf{I} - \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V})) \cdot \mathbf{C}_x] \cdot (\mathbf{I} - \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}))}{N-D} \right| \right\} \end{aligned} \quad (62)$$

### 2.1.2 Estimadores CML

Se considera un estimador CML (Conditional Maximum Likelihood) a un estimador determinístico o condicional de máxima probabilidad. En este tipo de estimadores se asume un modelo de señal no aleatoria de manera que el snapshot se puede modelar como una gaussiana compleja:

- Con media  $\mathbf{M}_x = \mathbf{V} \cdot \mathbf{F}(q) = \mathbf{V} \cdot \mathbf{F}$ , ya que,  $\mathbf{F}(q) = \mathbf{F}$  para  $q=1, \dots, Q$
- Con matriz de covarianza  $\mathbf{S}_x = \mathbf{S}_n = \mathbf{I}$

De manera que la expresión (Z1) puede ser reescrita:



$$L_3(\theta) = -\left[\ln(\sigma_w^{2N}) + \frac{1}{Q} \cdot \frac{1}{\sigma_w^2} \sum_{q=1}^Q |\mathbf{X}(q, \theta) - \mathbf{M}_x(\theta)|^2\right] \quad (63)$$

El problema de estimar la DoA que maximiza la expresión (63) es equivalente a estimar la DoA que minimiza la expresión (64).

$$L_4(\theta) = \sum_{q=1}^Q |\mathbf{X}(q, \theta) - \mathbf{M}_x(\theta)|^2 = \sum_{q=1}^Q |\mathbf{X}(q, \theta) - \mathbf{V} \cdot \mathbf{F}(\theta)|^2 \quad (64)$$

Una forma de estimar  $\mathbf{F}(q, \theta)$  se basa en calcular la salida de un beamformer que aplica pesos MVDR (subcapítulo 1.4) que minimizan la varianza debida al ruido y mejoran la relación señal a ruido:

$$\mathbf{Y}(q) = \mathbf{w}_{MVDR}^H \cdot \mathbf{X}(q) = \text{pinv}(\mathbf{V}) \cdot \mathbf{X}(q) = \mathbf{F} + \mathbf{Y}_n(q) \triangleq \tilde{\mathbf{F}} \quad (65)$$

Sustituyendo en (64):

$$L_5(\theta) = \sum_{q=1}^Q |\mathbf{X}(q, \theta) - \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}) \cdot \mathbf{X}(q, \theta)|^2 = \sum_{q=1}^Q |(\mathbf{I} - \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V})) \cdot \mathbf{X}(q, \theta)|^2 \quad (66)$$

Minimizar (66) es equivalente a maximizar (67).

$$L_6(\theta) = \sum_{q=1}^Q |\mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}) \cdot \mathbf{X}(q, \theta)|^2 \quad (67)$$

Este resultado se puede interpretar como la búsqueda de D vectores de apuntamiento que formen un subespacio de señal que sea lo más parecido posible al subespacio de señal formado por  $\mathbf{X}(q)$  definido por D vectores columnas de  $\mathbf{V}$ . El ruido existente afecta de dos formas distintas: se añade ruido al subespacio de la señal y también a la componente ortogonal de  $\mathbf{X}(q)$  quedando fuera del subespacio de la señal.

Operando sobre la expresión (67), se obtiene la siguiente ecuación equivalente:

$$L_7(\theta) = \frac{1}{Q} \text{tr}[\mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}) (\sum_{q=1}^Q \mathbf{X}(q, \theta) \mathbf{X}^H(q, \theta)) \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V})] = \text{tr}[\mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}) \cdot \mathbf{C}_x] \quad (68)$$

La formulación del estimador CML quedaría:

$$\psi_{CML} = \max_{\psi} \{\text{tr}[\mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}) \cdot \mathbf{C}_x]\} \quad (69)$$

Para entender mejor los subespacios de señal y ruido, se descompone  $\mathbf{C}_x$  en sus autovectores y autovalores quedando de la siguiente forma:

$$\mathbf{C}_x = \sum_{i=1}^N \hat{\lambda}_i \hat{\Phi}_i \hat{\Phi}_i^H \rightarrow L_8(\psi) = \sum_{i=1}^N \hat{\lambda}_i |\mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}) \cdot \hat{\Phi}_i|^2 \quad (70)$$

donde  $\hat{\lambda}_i$  son los autovalores y  $\hat{\Phi}_i$  son los autovectores asociados a los autovalores  $\hat{\lambda}_i$ .

El estimador CML proyecta los autovectores sobre el subespacio de señal y pondera el módulo cuadrático de esas proyecciones con los autovalores. Este proceso lo realiza para todos los valores de  $\psi$  hasta que consigue encontrar el valor que maximiza la probabilidad.

Comparando (60) con (69):

$$L_{AML}(\theta) - L_{CML}(\theta) = -\ln |\mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}) \cdot \mathbf{C}_x \cdot \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}) + \sigma_w^2 (\mathbf{I} - \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}))| \quad (71)$$

Es decir, el resultado de los estimadores AML y CML será similar cuando:

$$-\frac{1}{\sigma_w^2} \text{tr}[(\mathbf{I} - \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V})) \cdot \mathbf{C}_x] \gg -\ln|\mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}) \cdot \mathbf{C}_x \cdot \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}) + \sigma_w^2(\mathbf{I} - \mathbf{V} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}))| \quad (72)$$

pudiendo a llegar a estimaciones distintas de  $\psi$  cuando la condición (72) no se cumple.

### 2.1.3 Estimadores ML tras el filtrado espacial del beamformer

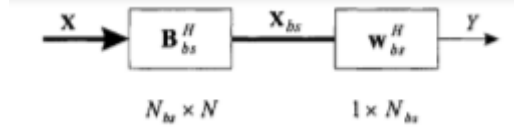


Figura 155. Esquema del filtrado espacial para la aplicación de técnicas de beamforming. [1]

Se define un nuevo espacio de entrada compuesto por la salida de un filtrado espacial tras aplicar técnicas de beamforming digital. En la Figura 15 se puede observar cómo genera este nuevo espacio a la salida del primer bloque:

$$\mathbf{X}_{bs}(q) = \mathbf{B}_{bs}^H \cdot \mathbf{X}(q) \quad q = 1, \dots, Q \quad (73)$$

donde

- $\mathbf{X}(q)$  es el snapshot o vector columna  $N \times 1$  con un elemento por sensor del array utilizado como espacio de entrada en los apartados anteriores
- $\mathbf{X}_{bs}(q)$  es el nuevo espacio de entrada compuesto por vectores columna  $N_{bs} \times 1$
- $\mathbf{B}_{bs}$  es una matriz de dimensiones  $N_{bs} \times N$ , que se utiliza para pre-procesar los datos. Cada una de las columnas está compuesta por un conjunto de pesos que conforma un haz apuntando a una determinada dirección para filtrar espacialmente la señal de entrada a los sensores del array. El número de direcciones utilizadas en el nuevo espacio de entrada,  $N_{bs}$ , suele ser menor o igual que  $N$  para no aumentar considerablemente la carga computacional.

El nuevo espacio de entrada puede presentar una mejor relación señal a ruido al separar espacialmente las contribuciones de señal y de ruido, pero para esto hay que conseguir diseñar una buena matriz  $\mathbf{B}_{bs}$  que evite pérdidas de información que emporen los resultados de estimación de DoA.

De forma general,  $\mathbf{X}_{bs}(q)$  se puede modelar con una distribución gaussiana compleja de media  $\mathbf{M}_{\mathbf{x}_{bs}}$  y matriz de covarianza:

$$\mathbf{S}_{\mathbf{x}_{bs}} = \mathbf{B}_{bs}^H \cdot \mathbf{V} \cdot \mathbf{S}_f \cdot \mathbf{V}^H \cdot \mathbf{B}_{bs} + \sigma_w^2 \mathbf{I} \quad (74)$$

Asumiendo un modelo de señal no aleatorio podemos formular el estimador CML en el nuevo espacio de entrada, para ello partimos de la expresión del logaritmo de la densidad de probabilidad de los vectores del nuevo espacio de entrada que hay que maximizar.

$$L_9(\theta) = - \left[ \ln(\sigma_w^{2N_{bs}}) + \frac{1}{Q} \cdot \frac{1}{\sigma_w^2} \sum_{q=1}^Q |\mathbf{X}_{bs}(q, \theta) - \mathbf{M}_{\mathbf{x}_{bs}}(\theta)|^2 \right] \quad (75)$$

donde  $\mathbf{M}_{\mathbf{x}_{bs}} = \mathbf{V}_{bs} \cdot \mathbf{F} = \mathbf{B}_{bs}^H \cdot \mathbf{V} \cdot \mathbf{F}$

Siguiendo una metodología análoga al apartado 2.1.2:

$$\psi_{CML,BS} = \max_{\psi} \{ \text{tr} [\mathbf{V}_{bs} \cdot \text{pinv}(\mathbf{V}_{bs}) \cdot \mathbf{C}_{\mathbf{x}_{bs}}] \} \quad (76)$$

siendo

$$\mathbf{C}_{\mathbf{x}_{bs}} = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \mathbf{X}_{bs}(q) \cdot \mathbf{X}_{bs}(q)^H \quad (77)$$

## 2.2 Estimadores basados en técnicas de maximización de formas cuadráticas

El algoritmo MUSIC (Multiple Signal Classification) se basa en una estimación del subespacio de señal gracias a la información que proporcionan los snapshots de llegada y determinar los ángulos de llegada correspondientes.

Partiendo de la descomposición de  $\mathbf{C}_{\mathbf{x}}$  en sus autovectores,  $\hat{\lambda}_i$ , y autovalores,  $\hat{\Phi}_i$ , se pueden definir los subespacios como:

$$\mathbf{C}_{\mathbf{x}} = \sum_{i=1}^N \hat{\lambda}_i \hat{\Phi}_i \hat{\Phi}_i^H = \hat{\mathbf{U}}_s \hat{\Lambda}_s \hat{\mathbf{U}}_s^H + \hat{\mathbf{U}}_N \hat{\Lambda}_N \hat{\mathbf{U}}_N^H \quad (78)$$

$$\hat{\lambda}_1 > \dots > \hat{\lambda}_D > \dots > \hat{\lambda}_N \quad (79)$$

$$\hat{\Phi} = [\hat{\Phi}_1 \mid \dots \mid \hat{\Phi}_D \mid \dots \mid \hat{\Phi}_N] \quad (80)$$

donde

- $\hat{\Lambda}_s$  es una matriz diagonal  $D \times D$  con los  $D$  autovalores más grandes asociados a subespacio de señal
- $\hat{\mathbf{U}}_s$  es una matriz  $N \times D$  con los autovectores asociados a los  $D$  autovalores más grandes
- $\hat{\Lambda}_N$  es una matriz diagonal  $(N-D) \times (N-D)$  con los  $(N-D)$  autovalores más pequeños asociados a subespacio de ruido
- $\hat{\mathbf{U}}_N$  es una matriz  $N \times (N-D)$  con los autovectores asociados a los  $(N-D)$  autovalores más pequeños

El algoritmo MUSIC utiliza una función cuadrática  $\hat{Q}_{MUSIC}(\psi)$ , denominada espectro nulo, que se obtiene proyectando el subespacio de ruido en diferentes direcciones para estimar la DoA como los ángulos que hacen mínima la función y por lo tanto maximizar  $\hat{P}_{MUSIC}(\psi) = \frac{1}{\hat{Q}_{MUSIC}(\psi)}$ :

$$\psi_{MUSIC} = \max_{\psi} \hat{P}_{MUSIC}(\psi) = \max_{\psi} \left\{ \left( \mathbf{v}^H \cdot (\psi) \hat{\mathbf{U}}_N \hat{\mathbf{U}}_N^H \cdot \mathbf{v}(\psi) \right)^{-1} \right\} \quad (81)$$

Por lo tanto, MUSIC se basa en ponderar de forma uniforme la norma de las proyecciones de los *manifold vectors* en el subespacio de ruido definido por los autovectores correspondientes. También es posible reescribir la formula (81) en términos del subespacio de señal y sus autovectores asociados:

$$\psi_{MUSIC} = \max_{\psi} \left\{ \left( \mathbf{v}^H(\psi) (\mathbf{I} - \hat{\mathbf{U}}_S \hat{\mathbf{U}}_S^H) \mathbf{v}(\psi) \right)^{-1} \right\} \quad (82)$$

Para poder implementar este algoritmo es necesario tener un número lo suficientemente alto de snapshot para poder obtener una buena estimación de  $\mathbf{C}_x$  y tener bien definido el barrido realizado por los manifold vectors.



## Capítulo 3:

### Sistema Radar Pasivo

#### 3.1 Definición de un Sistema Radar Pasivo

Un sistema Radar Pasivo (RP) biestático se define como un conjunto de técnicas que utiliza señales que provienen de un iluminador no cooperativo, denominado Iluminador de Oportunidad (*Illuminator of Opportunity, IoO*), en lugar de utilizar un transmisor propio. En la literatura se han considerado como IoO señales que provienen de sistemas de radiodifusión de televisión digital, radio FM, audio digital, redes de telefonía móvil,... de otros radares cooperativos o de sistemas de radionavegación. Los RPs tienen como objetivo principal la detección de blancos y la estimación de sus parámetros tales como la posición o la velocidad, a partir de la energía dispersada por los mismos en la dirección del receptor radar.

El uso de iluminadores de oportunidad en lugar de transmisores dedicados proporciona importantes ventajas frente al uso de radares activos: bajo coste de implementación, desarrollo y mantenimiento debido a la posibilidad de usar componentes COTS, pequeño tamaño (sin considerar la antena), bajo consumo, fácil transporte y despliegue, baja probabilidad de interceptación (al no emitir ondas electromagnéticas) y no necesidad de asignación de frecuencias. Estas ventajas hacen que los RPs sean sistemas atractivos para aplicaciones tanto civiles como militares (supervisión de tráfico marítimo, aéreo y terrestre; vigilancia perimetral de infraestructuras estratégicas, control de fronteras, etc...). Sin embargo, la falta de control sobre el iluminador hace que el diseño de las técnicas de procesamiento de señal para la detección y seguimiento de blancos sea muy complejo y, además, se requiera un análisis de los diferentes IoOs.

Debido a la ausencia de control sobre el transmisor y la geometría biestática, los RPs requieren una recepción multicanal compuesta por dos canales: un canal de referencia encargado de adquirir la señal transmitida por el iluminador; y un canal de vigilancia que captura los ecos de los blancos. El principio básico de funcionamiento de este tipo de sistemas se basa en el procesamiento coherente de los dos canales. En la Figura 16 se muestra la geometría básica de un RP biestático, donde  $R_T$  es la distancia blanco-transmisor,  $R_R$  es la distancia blanco-receptor,  $L$  es la distancia transmisor-receptor o línea base,  $\beta_i$  es el ángulo biestático definido por  $R_T$  y  $R_R$ ; y  $\sigma_{bis}$  corresponde con la sección recta radar biestática de cada blanco (coche, avión, barco).

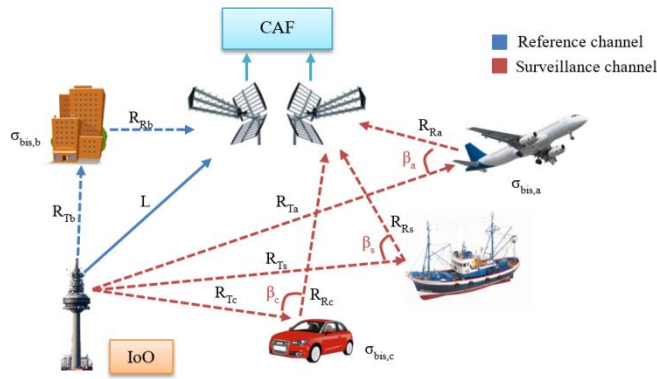


Figura 166. Esquema del funcionamiento de un sistema radar pasivo. [2]

Para la geometría del radar pasivo mostrada en la Figura 16, la potencia dispersada por un objeto puede ser calculada como se muestra en la expresión (83), donde  $P_R$  y  $P_T$  son las potencias recibidas y transmitidas, respectivamente;  $G_R$  y  $G_T$  son las ganancias de las antenas receptoras y transmisoras, respectivamente;  $\lambda$  es la longitud de onda de la señal, y  $A$  corresponde con las pérdidas de propagación.

$$P_R = \frac{P_T G_T G_R \lambda^2 \sigma_{bis}}{4\pi^3 * R_R R_T^2} * A \quad (83)$$

Las capacidades detectoras del radar dependen en gran medida de la forma de onda del IoO (además de su disponibilidad en la zona de cobertura, la potencia transmitida,...); por lo que son necesarios estudios exhaustivos de las formas de onda de los IoOs disponibles. En la literatura radar, los estudios de viabilidad de las diferentes señales de comunicación y radiodifusión para ser utilizadas como IoO se han llevado a cabo mediante el análisis de la Función de Ambigüedad (FA). La FA, conocida también como función de autocorrelación en tiempo y frecuencia, se entiende como la medida en que una señal se encuentra correlada consigo misma, cuando sufre un retardo ( $\tau$ ) y un desplazamiento Doppler ( $f$ ). Esta función permite la estimación de la distancia biestática y el desplazamiento Doppler del blanco y, además, proporciona la ganancia de procesamiento necesaria para permitir la detección del eco del blanco, actuando como filtro adaptado del sistema radar.

En los RPs, para facilitar el procesamiento de los datos, el tiempo de adquisición ( $T_{adq}$ ) se divide en intervalos coherentes de procesamiento o CPIs (*Coherent Processing Interval*) con un tiempo de integración ( $T_{int}$ ) determinado utilizando un tren de pulsos periódico con un determinado intervalo de repetición de pulso (*Pulse Repetition Interval*, PRI); tal y como se muestra en la Figura 17.

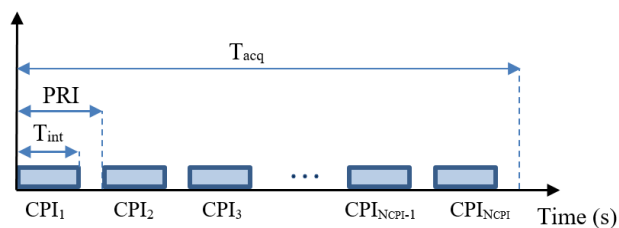


Figura 17. División del tiempo en CPIs. [2]

Por lo tanto, se genera una FA para cada valor específico de  $T_{int}$ . La función de ambigüedad es una función bidimensional cuya implementación en tiempo discreto se expresa en (84), donde:

- $N$  corresponde con el número de muestras. Siendo  $f_s$  la frecuencia de muestreo, el número de muestras se puede calcular como  $N = T_{int} * f_s$ .
- $m$  representa el instante de tiempo asociado a un retardo  $\tau_m = \frac{m}{f_s}$ .
- $P$  es la frecuencia Doppler correspondiente a  $f_{dop} = f_s \frac{p}{N}$ .

$$\chi(m, p) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x^*[n - m] * x[n] * e^{-j2\pi \frac{p}{N} m} \quad (84)$$

En la literatura radar se han realizado estudios de viabilidad de señales de comunicación analógicas como la radiodifusión FM o la televisión analógica, concluyendo que estos loOs no son buenos candidatos para aplicaciones radar debido a sus reducidos anchos de banda y su dependencia respecto del contenido de la señal transmitida. Sin embargo, las señales digitales presentan mayores anchos de banda y, además, son independientes respecto del contenido; por lo que han despertado un gran interés en su utilización como loOs. Se han realizado estudios de viabilidad de las señales DAB (*Digital Audio Broadcasting*), DRM (*Digital Radio Mondiale*), GSM (*Global System for Mobile*), UMTS (*Universal Mobile Telecommunications System*) y DVB-T (*Digital Video Broadcasting- Terrestrial*).

Los RPs basados en DVB-T o TDT (Televisión Digital Terrestre) han suscitado un especial interés para ser utilizados en aplicaciones radar debido a las buenas características que presentan estas formas de onda: elevadas potencias transmitidas, alta disponibilidad de los transmisores, conocimiento de la posición del iluminador y de la forma de onda, ancho de banda de 8 MHz (que se puede incrementar mediante el uso de canales consecutivos, proporcionando así un incremento de la resolución en distancia del RP) y permite un tiempo de iluminación elevado debido a su transmisión continua. Por estas razones, en este TFG se va a hacer uso de datos radar reales adquiridos con un demostrador tecnológico que utiliza la señal de la TDT como loO.



## 3.2 Arquitectura de los Sistemas RP

La arquitectura básica de los RP está dividida en cuatro etapas, tal y como se muestra en la Figura 18:

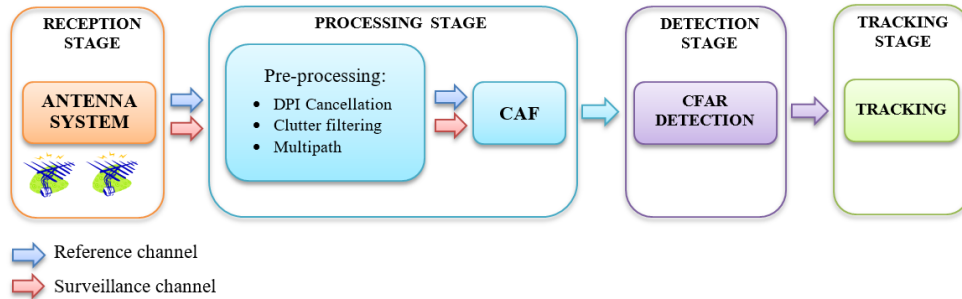


Figura 18. Arquitectura básica de los RP. [2]

**1. Etapa de recepción:** Esta etapa está formada por el sistema de antenas, las cadenas de RF y adquisición, y los ADCs encargados de digitalizar las señales de vigilancia y referencia. Debido a que este tipo de sistemas están compuestos por dos canales, la solución más extendida en la literatura radar presenta sistemas de antenas independientes para cada uno de ellos. En el canal de referencia, el sistema de antenas debe capturar la señal directa del IoO y rechazar aquellas señales emitidas por otros IoOs interferentes presentes en el escenario. Por otro lado, las antenas del canal de vigilancia tienen que capturar los ecos procedentes de los blancos deseados y rechazar las señales emitidas por los diferentes IoOs (tanto el elegido con propósitos de detección como otros interferentes). Generalmente, se hace uso de arrays de antenas en el canal de vigilancia para dotar de discriminación angular al sistema y permitir la estimación 3D (distancia, Doppler, acimut) de los blancos mediante el uso de técnicas de procesado en array y algoritmos de estimación de dirección de llegada o DoA.

**2. Etapa de procesado:** En esta etapa se incluye el filtro adaptado y las técnicas de pre-procesado requeridas para reducir los efectos de las señales no deseadas o interferencias.

El principio de funcionamiento de los RPs se basa en el procesado coherente de la señal que proviene del IoO (capturada por el canal de referencia) y los ecos generados por los objetos que han sido iluminados por dicho IoO (capturados por el canal de vigilancia), generando así la función de ambigüedad cruzada (*Cross Ambiguity Function*, CAF) o los mapas rango-Doppler (RD). La CAF, junto a la información relativa a la geometría del sistema y del transmisor, posibilitarán la detección del blanco y la estimación de su posición y velocidad. Para cada CPI se genera una CAF correlando el canal de vigilancia ( $S_{surv}$ ) con copias desplazadas en frecuencia de la señal referencia ( $S_{ref}$ ), tal y como se expresa en (85).

$$S^{CAF}[m, p] = \sum_{n=0}^{N-1} S_{ref}^*[n - m] * S_{surv}[n] * e^{-j2\pi \frac{p}{N}n} \quad (85)$$

Si el canal de vigilancia está formado por un array de antenas, las técnicas de procesado en array permitirán la obtención de un mapa RD por cada haz generado para la dirección de apuntamiento deseada. En este caso, se obtiene un cubo RDA (distancia, Doppler, acimut) como el representado en la Figura 19 para cada uno de los CPIs. La salida de la CAF será la entrada para la etapa de detección.

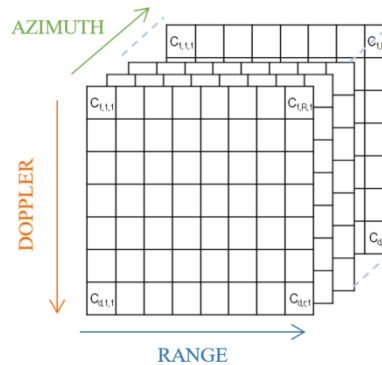


Figura 19. Representación de un cubo RDA. [2]

Además de los blancos deseados, en las señales adquiridas por el radar pasivo se encuentran contribuciones no deseadas debidas al clutter, al *Direct Path Interference* o DPI (definido como la interferencia producida por la señal de referencia al ser recibida directamente por el canal de vigilancia) o el multirrayecto. Cuando se trabaja con RPs e IoOs estáticos, estas contribuciones se concentran a lo largo de la línea de cero Doppler de la CAF, reduciendo las prestaciones para la detección de blancos con bajos Doppler. Con el objetivo de reducir sus efectos, se implementan técnicas de filtrado temporales basadas en canceladores adaptativos; siendo una de las técnicas más utilizadas el algoritmo *Extensive Cancellation Algorithm* (ECA). Por otro lado, la utilización de arrays de antenas permite la aplicación de técnicas de filtrado espaciales, las cuales son adecuadas para la reducción del DPI.

3. **Etapa de detección:** La salida del filtro adaptado (CAF) se aplica al detector, el cual compara su salida con un umbral con el fin de decidir sobre la presencia o ausencia de blanco, cumpliendo unos requisitos de Probabilidad Falsa Alarma ( $P_{FA}$ ) determinados. En la literatura radar, las soluciones convencionales implementadas están basadas en técnicas CFAR (*Constant False Alarm Rate*), las cuales proporcionan un umbral adaptativo para mantener constante la  $P_{FA}$  del sistema.

La salida del detector es una matriz binaria (matriz de detección) con las mismas dimensiones que la matriz de datos brutos; en la que aparece un “1” en las celdas en las que se ha detectado la presencia de blanco y “0” en el resto. Sobre esta matriz de detección se aplica un extractor de datos radar que permite estimar la posición puntual del blanco o *plot* en las coordenadas del sistema. Habitualmente se hace uso de algoritmos que permiten agrupar aquellas celdas en las que se ha declarado un mismo blanco; caracterizando finalmente el *plot* por su centroide.

4. **Etapas de seguimiento:** Los *plots* obtenidos en el conjunto de CPIs que componen el tiempo de adquisición de la señal se pueden asociar con trayectorias de los blancos estimados. Las técnicas de seguimiento más utilizadas en la literatura radar están basadas en filtros Kalman que operan en el dominio rango-Doppler. Mediante estos algoritmos se van a asociar los *plots* correspondientes a un mismo blanco para formar las denominadas pistas o trayectorias; reduciendo la  $P_{FA}$  del sistema puesto que aquellos *plots* que no tengan asignada una pista serán eliminados. En los RPs, el uso de arrays de antenas y técnicas de *beamforming* permite la implementación de técnicas de seguimiento en 3D.

### 3.3 Demostrador IDEPAR

Los algoritmos implementados en este TFG se van a validar utilizando datos radar reales adquiridos por el demostrador tecnológico IDEPAR (*Improved Detection techniques for Passive Radars*), el cual ha sido desarrollado por el grupo de investigación en Tecnologías de Alta Frecuencia de la Universidad de Alcalá bajo el proyecto TEC2012-38701 y financiado por el Ministerio Español de Economía y Competitividad. Este demostrador es un RP multicanal que utiliza la señal de la TV digital terrestre como IoO con el objetivo de realizar tareas de monitorización de tráfico terrestre, marítimo y aéreo. IDEPAR ha sido utilizado para adquirir señales en la banda UHF (*Ultra High Frequency*) en escenarios controlados; pudiendo así llevar a cabo una intensa actividad investigadora para la mejora de las técnicas de preprocesado y las capacidades detectoras de los RPs.

#### 3.3.1 Etapas del demostrador IDEPAR

IDEPAR ha sido diseñado siguiendo la arquitectura básica de los RPs representada en la Figura 18, estableciendo como requisito principal que tiene que estar formado por componentes COTS para facilitar la implementación y el mantenimiento del sistema. Las características principales de las diferentes etapas son las siguientes:

1. **Sistema de antenas:** Se han seleccionado antenas comerciales DVB-T con elevada ganancia, alto *front-to-back* y altas pérdidas de retorno tanto en el canal de referencia como en el de vigilancia.  
Para el canal de referencia se ha hecho uso de la antena directiva Televés DAT HD 75 BOSS, la cual se representa en la Figura 20 junto con sus diagramas de radiación en acimut y elevación. Esta antena trabaja en el margen de frecuencias 474-750 MHz y se caracteriza por su gran tamaño, alta directividad, elevada ganancia (17dB), alto *ratio front-to-back*, y un ancho de haz de 24°.

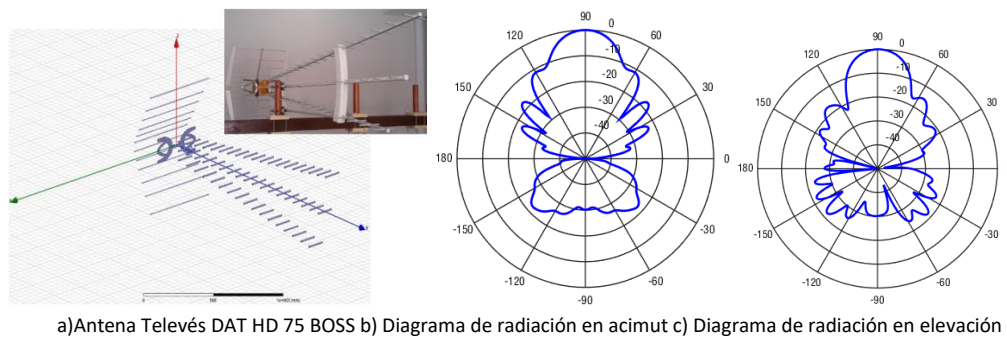


Figura 20. Esquema de la antena de referencia junto a sus diagramas de radiación.[2]

En la primera versión del demostrador se utilizó únicamente una antena como la seleccionada para el canal de referencia ( Televés DAT HD 75 BOSS) en el canal de vigilancia, limitando la cobertura y discriminación angular del sistema, y proporcionando únicamente la posición 2D (distancia, Doppler) de los blancos detectados.

Con el objetivo de mejorar la cobertura angular del demostrador y permitir detectar blancos en un espacio 3D (distancia, Doppler, acimut), en la versión más actualizada del sistema se ha sustituido la antena de vigilancia por un array de antenas individuales que permitirán la aplicación de técnicas digitales de procesamiento en array. En esta nueva configuración del canal de vigilancia la antena Televés DAT HD 75 no es adecuada debido a su estrecho ancho de haz (limita la cobertura del sistema) y a que su elevado tamaño provoca la aparición de *grating lobes* en su diagrama de radiación, que, como se ha visto (insertar capítulo de grating lobes), es un efecto no deseado.

Por lo tanto, teniendo en cuenta las condiciones que imponen las técnicas de procesamiento en array y el requisito de usar componentes COTS, se ha seleccionado la antena comercial Televés 4G-Nova para diseñar la nueva cadena de vigilancia; la cual se muestra en la Figura 21 junto con sus diagramas de radiación en acimut y elevación. Esta antena es una antena log-periódica diseñada en tecnología microstrip y que opera en la banda de 4G/LTE (698 MHz hasta 960 MHz). Además, presenta un ancho de haz de  $59,94^\circ$ ; una ganancia de 6,9dB y un tamaño muy reducido.

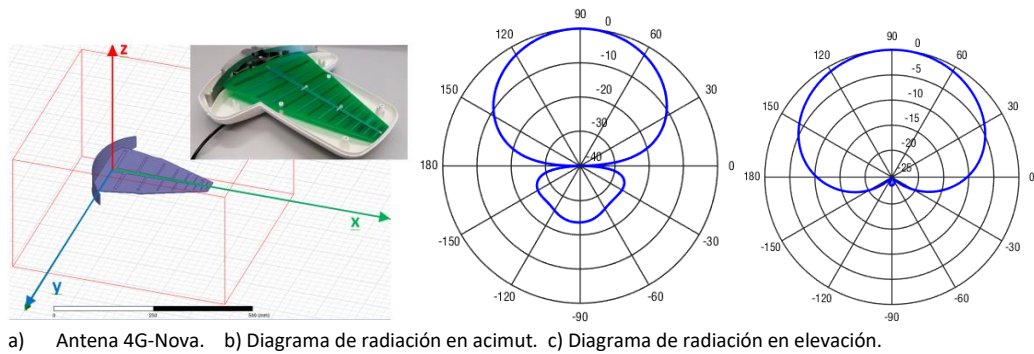


Figura 21. Esquema de la antena de vigilancia junto a sus diagramas de radiación.[2]

El número de elementos del array ha sido seleccionado teniendo en cuenta el sistema de adquisición del demostrador; puesto que es necesaria una cadena de RF y un sistema de adquisición independientes para cada uno de los elementos. Dado que la versión disponible de IDEPAR está formada por seis cadenas receptoras sincronizadas entre sí (una de ellas necesaria para el canal de referencia), el canal de vigilancia ha sido diseñado con un array de cinco antenas Televés 4G Nova; el cual se muestra en la Figura 22.

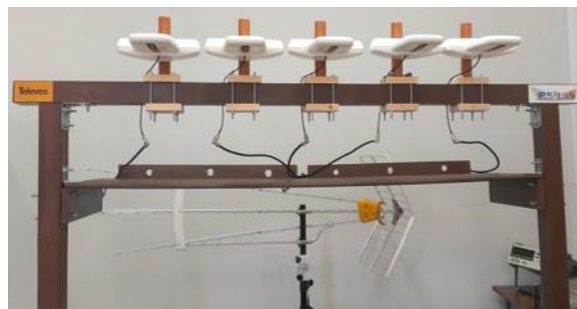


Figura 172. Diseño del canal de vigilancia. [2]

2. **Cadena de adquisición:** La cadena de recepción está compuesta por tarjetas de adquisición comerciales, sistemas ADC, un sistema de sincronismo externo de alta precisión y los drivers necesarios para el almacenamiento de las muestras digitalizadas en RAM en tiempo real. Además, en el canal de vigilancia, se hace uso de amplificadores de bajo ruido (*Low Noise Amplifiers*, LNAs) para incrementar las capacidades de detección del sistema.

Para diseñar la cadena de adquisición se han seleccionado dispositivos USRP (*Universal Software Radio Peripherals*) de *National Instruments*, los cuales dotan al demostrador de gran versatilidad y capacidad de adaptación a los IoOs disponibles en los emplazamientos elegidos. Las plataformas USRP seleccionadas (NI USRP-2930) permiten la adquisición continua de 40 segundos, una frecuencia máxima de muestreo de las señales I/Q de 25 MHz, y una frecuencia central variable entre 50MHz y 2,2GHz. Atendiendo a estas características, el demostrador se ha diseñado para trabajar con un ancho de banda de señal AB<sub>s</sub> de 24 MHz, incrementando así la resolución del sistema al poder adquirir tres canales consecutivos de la TDT.

Para generar la señal de reloj común a las tarjetas de adquisición y poder realizar el procesado coherente entre los canales de referencia y vigilancia, se ha utilizado una unidad de sincronización externa con un reloj de 10 MHz.

En la Figura 23 se presentan los sistemas de adquisición y procesado del demostrador IDEPAR, donde se pueden observar las seis tarjetas de adquisición independientes que permiten la implementación de las dos versiones de IDEPAR comentadas anteriormente

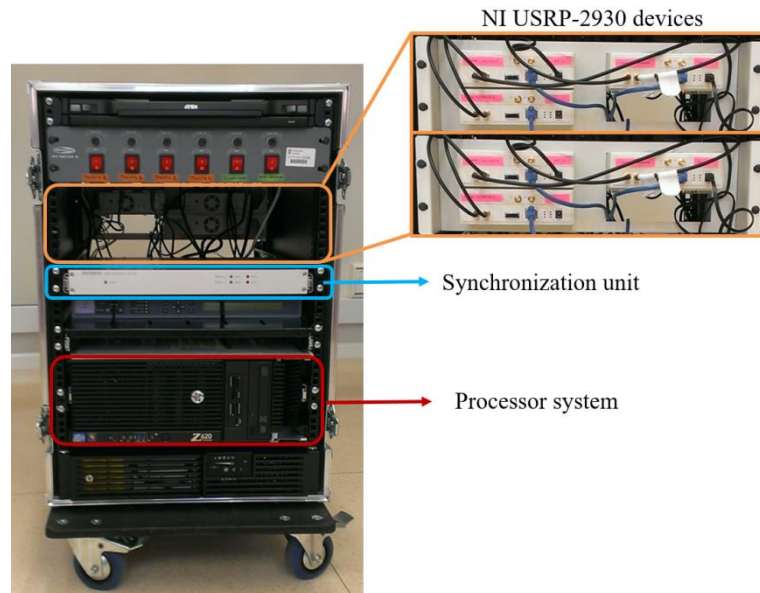


Figura 218. Demostrador IDEPAR. Dispositivos USRP (naranja), unidad de sincronismo (azul) y sistema de procesado (rojo). [2]

**3. Etapa de procesado de la señal:** Las etapas de procesado (técnicas de filtrado, obtención de la CAF, tareas de detección y seguimiento, etc...) se han desarrollado sobre una estación de trabajo de alto rendimiento. Actualmente el procesado de señal se realiza de forma *off-line* con el fin de permitir la fácil integración de las mejoras realizadas en los diferentes algoritmos.

Las técnicas de filtrado implementadas están basadas en filtros adaptativos con el objetivo de reducir el DPI de la señal captada por el canal de vigilancia. Por otro lado, la CAF se calcula mediante el uso métodos directos basados en la FFT (*Fast Fourier Transform*).

IDEPAR tiene una etapa de detección convencional basada en técnicas de umbral adaptativo, la cual se utiliza como solución de referencia. En ella se han utilizado detectores CFAR con el objetivo de mantener la probabilidad de falsa alarma constante, aunque se produzcan variaciones en el nivel de ruido del receptor o en los niveles de clutter. También se han diseñado nuevas etapas de detección basadas en la caracterización estadística del clutter, en las cuales se formula el detector óptimo de Neyman-Pearson (NP) y se presentan aproximaciones al detector de NP mediante el uso de redes neuronales.

Finalmente, la etapa de seguimiento ha sido diseñada utilizando filtros de Kalman operando en el dominio rango-Doppler; obteniendo con ella las trayectorias asociadas a los blancos detectados.

Cuando se hace uso del array de antenas en el canal de vigilancia, la etapa de procesamiento del demostrador IDEPAR se basa en una técnica de filtrado espacial en dos etapas. Esta técnica, cuyo esquema general es el que se presenta en la Figura 24, se aplica en el dominio rango-Doppler para poder aprovechar la ganancia de integración que proporciona la CAF y tiene como objetivo estimar la información del blanco en el espacio 3D (distancia, Doppler, acimut).

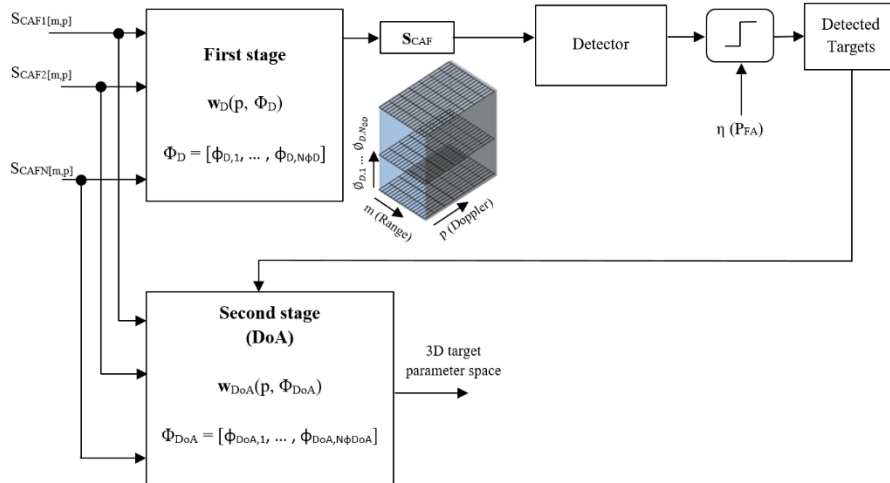


Figura 24: Esquema de procesamiento basado en una técnica de filtrado espacial en dos etapas. [2]

En la primera etapa se realiza la detección de los blancos en el espacio 2D (distancia, Doppler). Para ello, se implementa un *beamforming* digital utilizando haces ortogonales (calculados para controlar los lóbulos laterales) que proporciona una matriz en 3D (rango, Doppler, acimut) denominada  $S_{CAF}$ . Sobre  $S_{CAF}$  se aplica un detector CA-CFAR (*Cell Averaging CFAR*) en el que la celda bajo test corresponde con la celda (rango, Doppler) asociada a la máxima potencia recibida en los diferentes haces generados; y la ventana de referencia con la que se realiza la estimación de las características estadísticas del clutter y el cálculo del umbral adaptativo es una ventana en 3D que se extiende a lo largo de las dimensiones de distancia, Doppler y acimut. A la salida de esta primera etapa se obtienen los blancos detectados y la estimación de sus correspondientes parámetros (distancia y frecuencia Doppler).

La segunda etapa tiene como objetivo la estimación de la dirección de llegada de los blancos detectados en la etapa anterior; utilizando para ello técnicas de DoA de alta resolución donde el vector de pesos asociado a cada dirección de apuntamiento ha sido calculado para maximizar la directividad. El algoritmo implementado para llevar a cabo este objetivo es el algoritmo MVDR (*Minimum Variance Distortionless Response*), en el cual la estimación del ángulo de llegada del blanco detectado corresponde con el ángulo de apuntamiento en el que el espectro del *beamformer* presenta su valor máximo.

Este TFG se centra en mejorar las prestaciones de la segunda etapa del esquema de procesamiento en dos etapas del demostrador IDEPAR comentado anteriormente haciendo uso de los algoritmos de DoA propuestos en la literatura, para así proporcionar una mejor estimación de los parámetros de los blancos detectados. Las medidas reales que se van a utilizar para validar las diferentes técnicas bajo estudio han sido adquiridas mediante el demostrador IDEPAR, utilizando para ello el array lineal de cinco antenas 4G Nova en el canal de vigilancia, cuya arquitectura es la que se muestra en la Figura 25.

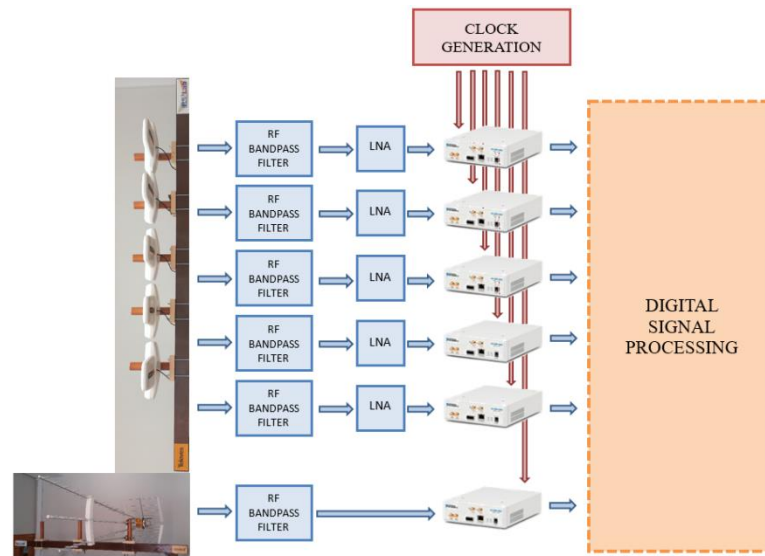


Figura 25. Diagrama funcional del demostrador IDEPAR v2. [2]





## Capítulo 4:

## Resultados

En este capítulo se analizarán los resultados tanto teóricos como prácticos obtenidos para cada uno de los algoritmos implementados a la hora de realizar la estimación de la dirección de llegada (DoA): AML, CML y MUSIC.

### 4.1 Resultados teóricos

Para los resultados teóricos se asume un ULA de 11 antenas y  $d=\lambda/2$  y se realiza la comparación entre las diferentes técnicas de DoA en función de:

- La relación entre el peor de los máximos asociados a los frentes de ondas simulados y el mejor de los máximos asociados al ruido del estimador, directamente relacionado con la capacidad de determinar que existe un frente de onda incidente
- La capacidad para separar dos frentes de onda próximas angularmente, es decir, la resolución/precisión angular del estimador o separación mínima entre dos fuentes para ser declaradas como distintas. En realidad, la resolución angular viene determinada por la directividad del array, pero como en este estudio el ULA es siempre el mismo la directividad es siempre la misma y permite centrarse en la precisión.

Un último estudio sobre datos reales adquiridos por un sistema radar pasivo basado en la TDT permitirá confirmar las conclusiones extraídas con los resultados simulados.

#### 4.1.1 Evaluación de la capacidad para determinar la presencia de un frente de onda incidente

Para este subapartado se han generado 25 snapshots asumiendo dos fuentes de señal incidentes con las direcciones  $60^\circ$  y  $90^\circ$ :

- Para los estimadores AML y MUSIC se ha generado una variable aleatoria gaussiana compleja de potencia unidad por cada fuente, cada sensor y cada snapshot y se han aplicado los manifold vectors correspondientes.
- Para los estimadores CML se ha generado una variable compleja de potencia unidad y fase desconocida por cada fuente que se mantiene constante para todos los sensores y snapshots y se han aplicado los manifold vectors correspondientes.

Una vez generadas las muestras de señal se ha añadido ruido con una potencia de ruido variable en función de la SNR consideradas:  $SNR = [-10:5:10]$ .

En la Tabla 1 se presenta como varia el cociente entre el peor de los máximos asociados a los frentes de ondas simulados y el mejor de los máximos asociados al ruido de los estimadores y en la tabla 2 el valor de las direcciones estimadas.

SNR	AML	CML	MUSIC
10	69,72	10,17	23,25
5	23,61	10,14	19,32
0	7,20	9,77	12,02
-5	3,14	8,60	9,36
-10	1,13	6,39	0,44

Tabla 1. Relación, expresada en dB, entre el peor de los máximos asociados a los frentes de ondas simulados y el mejor de los máximos asociados al ruido de los estimadores

Es posible observar en los resultados como a medida que va mejorando la SNR es más fácil declarar la existencia de un frente de onda incidente y estimar con precisión su DoA. Esta mejora presenta un mayor incremento para el estimador AML, seguido por el estimador MUSIC, y por último el estimador CML. Todos los estimadores requieren un valor de SNR mínimo para estimar DoA con precisión de -5 dB, aunque el estimador CML es el que presenta mayor robustez para detectar fuentes incidentes frente a SNRs bajas asumiendo un mayor error en la estimación.

SNR	AML		CML		MUSIC	
10	60	90	60	90	60	90
5	60	90	60	90	60	90
0	60	90	60	90	60	90
-5	60	90	60	90	60	90
-10	59	93	58	95	58	92

Tabla 2. DoA estimadas

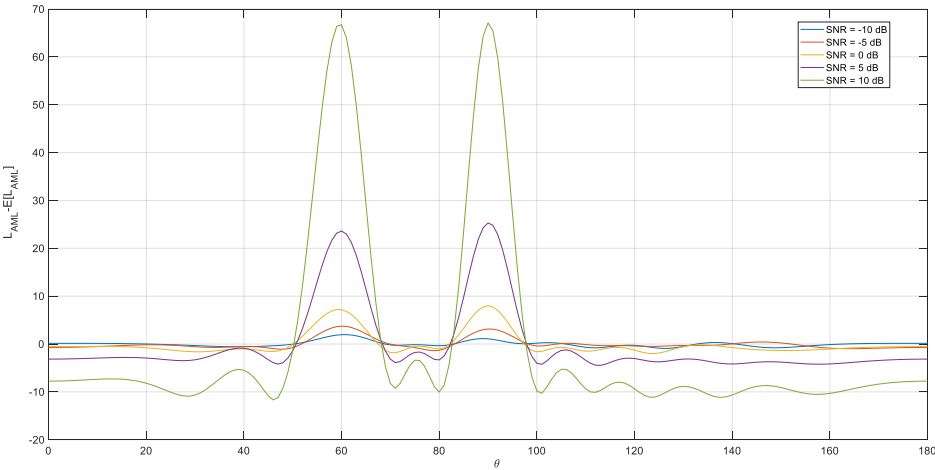


Figura 26. Estudio de SNR mínima del estimador AML ( $Q=25$ ,  $\theta_s = [60^\circ, 90^\circ]$ )

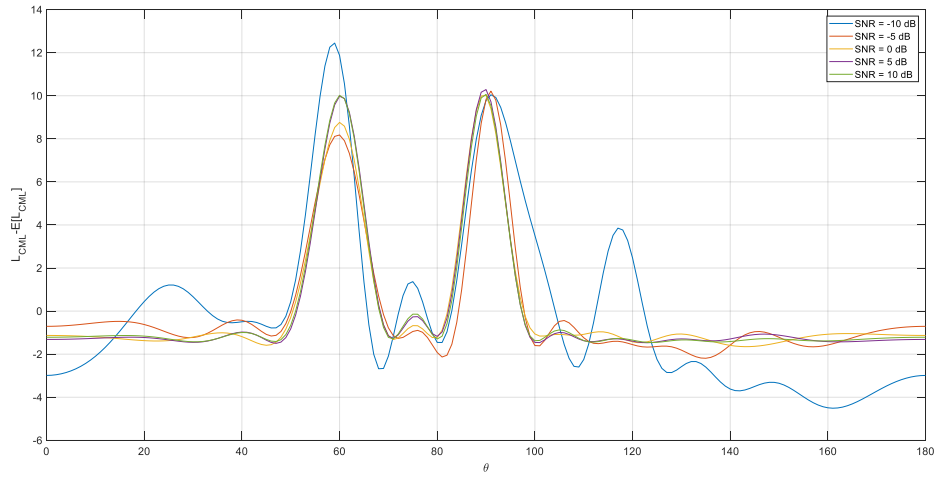


Figura 27. Estudio de SNR mínima del estimador CML ( $Q=25$ ,  $\theta_s = [60^\circ, 90^\circ]$ )

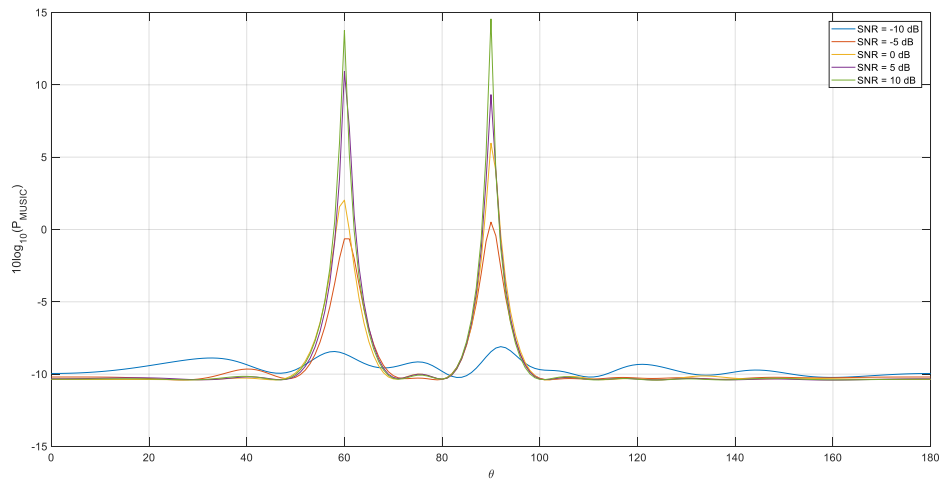


Figura 28. Estudio de SNR mínima del estimador MUSIC ( $Q=25$ ,  $\theta_s = [60^\circ, 90^\circ]$ )

En las Figuras 26, 27 y 28 se representan los resultados de los estimadores. Las tendencias observadas presentan una fuerte dependencia con el número de snapshots,  $Q$ , utilizados para los estimadores AML, CML y MUSIC (figuras 29, 30 y 31). En realidad, la dependencia con el valor de  $Q$  para el estimador CML se reduce según la SNR aumenta, es decir, a medida que la condición (72) se hace cada vez más evidente y, por lo tanto, los estimadores AML y CML tienden a comportarse de manera parecida.

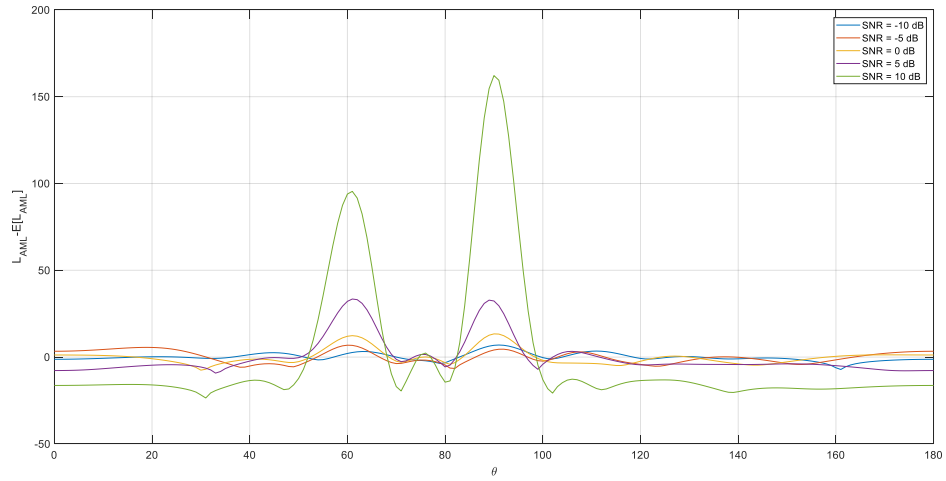


Figura 29. Resultados del estimador AML ( $Q=1$ ,  $\theta_s = [60^\circ, 90^\circ]$ )

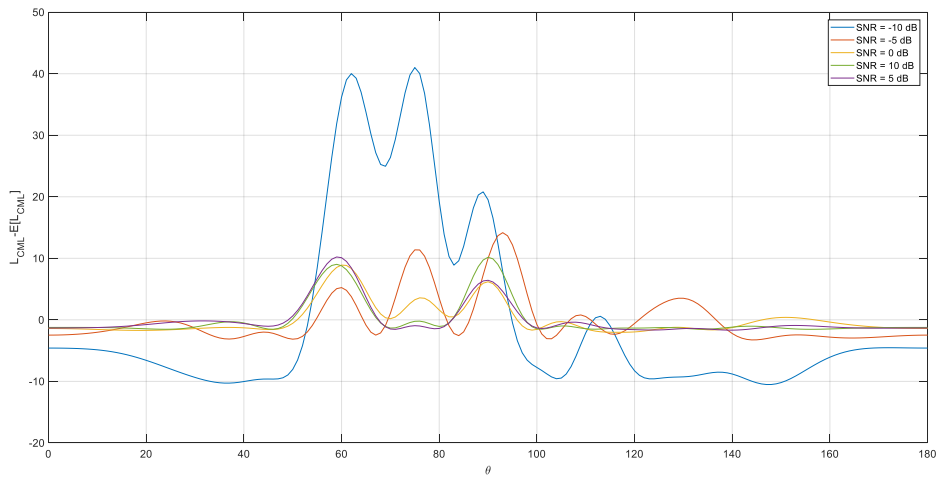


Figura 30. Resultados del estimador CML ( $Q=1$ ,  $\theta_s = [60^\circ, 90^\circ]$ )

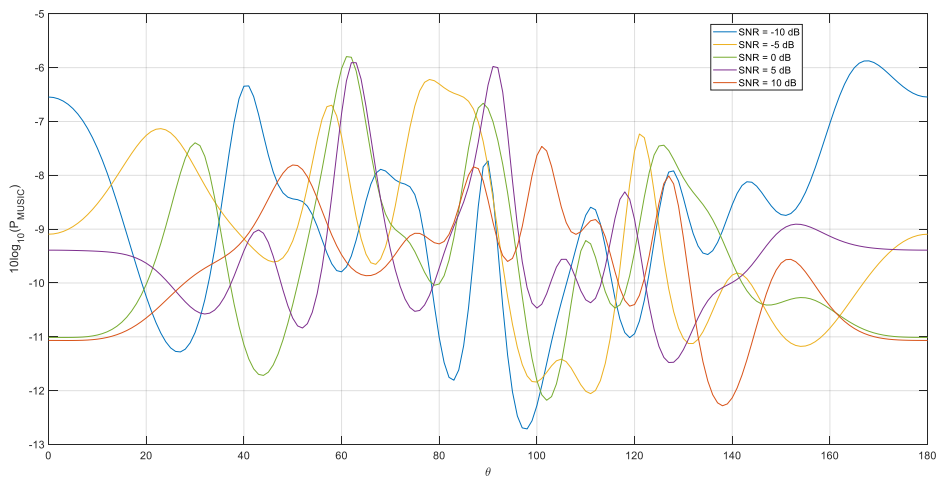


Figura 31. Resultados del estimador MUSIC ( $Q=1$ ,  $\theta_s = [60^\circ, 90^\circ]$ )

### 4.1.2 Evaluación de la precisión angular de los diferentes estimadores

#### DoA

Siguiendo una metodología similar al apartado anterior, se han generado 25 snapshots asumiendo dos fuentes de señal incidentes con direcciones cada vez más próximas para conocer la capacidad de estimar con precisión las DoA de los dos frentes de onda:

- Para los estimadores AML y MUSIC se ha generado una variable aleatoria gaussiana compleja de potencia unidad por cada fuente, cada sensor y cada snapshot y se han aplicado los manifold vectors correspondientes.
- Para los estimadores CML se ha generado una variable compleja de potencia unidad y fase desconocida por cada fuente que se mantiene constante para todos los sensores y snapshots y se han aplicado los manifold vectors correspondientes.

Una vez generadas las muestras de señal se ha añadido ruido manteniendo una SNR = 0 dB, que según los resultados presentados en las tablas 1 y 2 es un valor suficiente para que los estimadores declaren la presencia de una señal incidente. En todas las simulaciones se asume un frente de onda con una dirección de llegada de  $\theta_{s1}=90^\circ$  y otro frente con una dirección variable  $\theta_{s2}=[55^\circ:10^\circ:85^\circ]$ .

$[\theta_{s1}, \theta_{s2}]$	AML		CML		MUSIC	
$[55^\circ, 90^\circ]$	55	90	55	90	55	90
$[65^\circ, 90^\circ]$	65	90	65	90	65	90
$[75^\circ, 90^\circ]$	74	90	75	90	75	90
$[85^\circ, 90^\circ]$	88	-	87	-	86	-

Tabla 3. Estudio de precisión de los estimadores DoA

Como era de esperar los tres estimadores presentan un comportamiento similar, confirmando, con los resultados presentados en la Tabla 3, que la precisión angular está ligada a la resolución angular definida por la configuración del array (el número de elementos individuales y la separación entre estos). En la Figura 32 se muestra el diagrama de radiación del ULA analizado en este apartado de resultados (con 11 elementos,  $d=\lambda/2$  y pesos uniformes) y se observa que el ancho de haz a 3 dB es aproximadamente  $9,3^\circ$  y el ancho de haz entre nulos se aproxima a  $21^\circ$ . Tras el estudio de precisión realizado, se puede concluir que se necesita al menos una separación de  $15^\circ$  para distinguir dos fuentes con claridad, para separación más pequeñas los máximos locales se van fusionando hasta convertirse en un único máximo para separaciones menores a  $5^\circ$  (Figuras 32, 33 y 34)

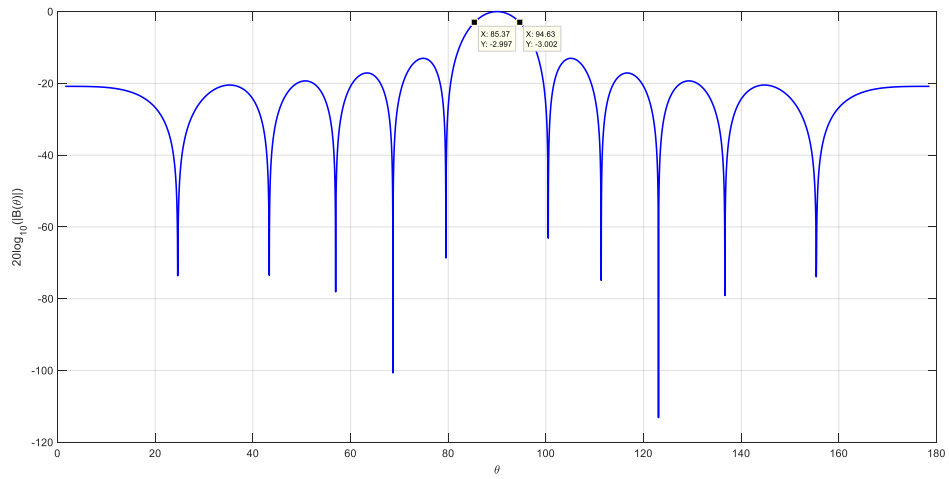


Figura 32. Diagrama de radiación de un ULA con 11 elementos,  $d=\lambda/2$  y pesos uniformes

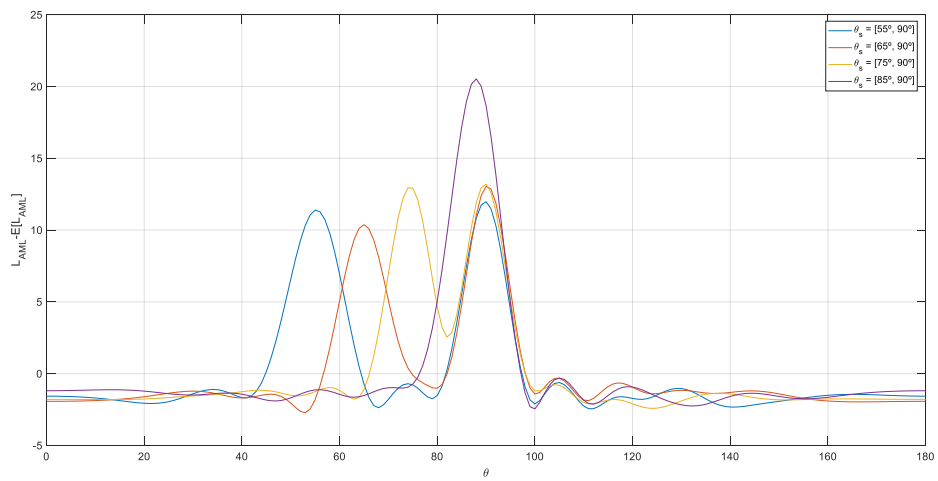


Figura 33. Estudio de precisión del estimador AML ( $Q=25$ ,  $SNR=0$  dB)

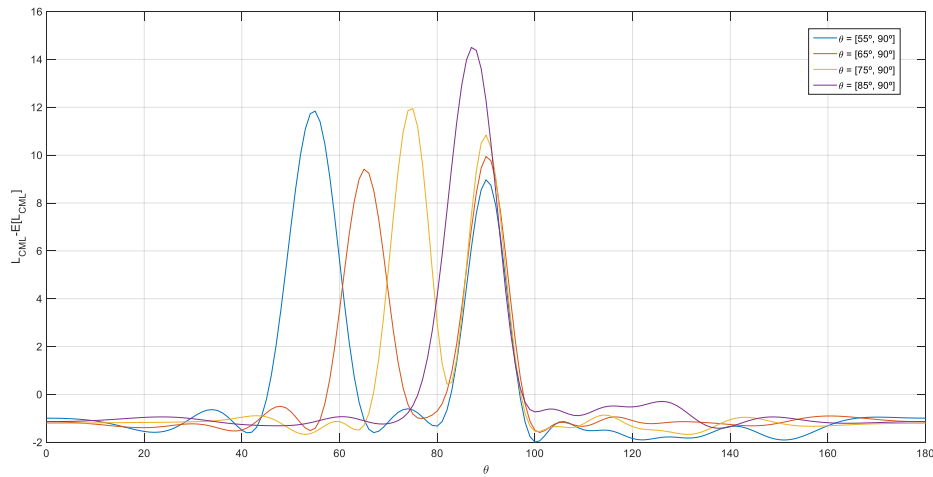


Figura 34. Estudio de precisión del estimador CML ( $Q=25$ ,  $SNR=0$  dB)

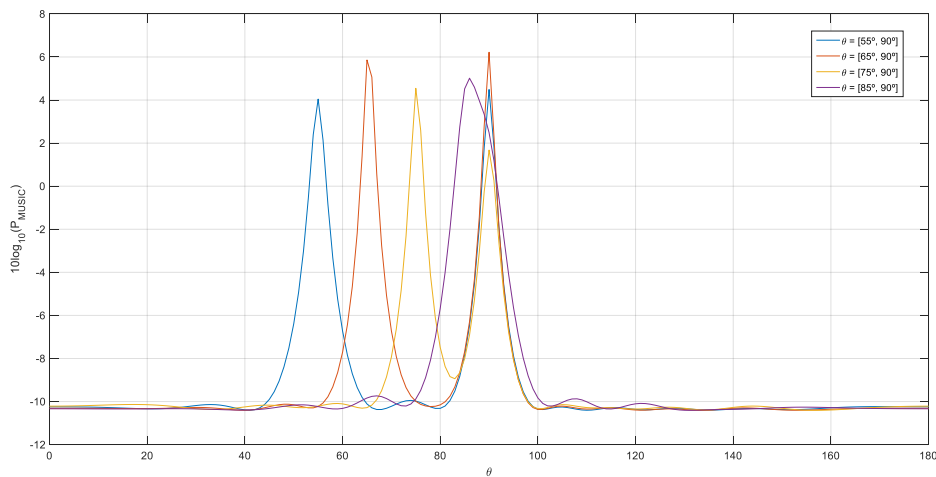


Figura 35. Estudio de precisión del estimador MUSIC ( $Q=25$ ,  $SNR=0$  dB)

## 4.2 Evaluación de los algoritmos de DoA implementados mediante datos radar reales

La validación de los algoritmos de DoA bajo estudio se ha realizado sobre datos radar reales adquiridos por el demostrador IDEPAR en un escenario semi-urbano controlado. El demostrador ha sido desplegado en la azotea de la Escuela Politécnica Superior (EPS) de la Universidad de Alcalá con el objetivo de realizar tareas de monitorización de tráfico terrestre sobre las carreteras de Meco y la autopista R2. En este escenario existen dos transmisores de la señal TDT que pueden ser considerados como potenciales IoOs: Torrespaña y Algete. Mediante un estudio exhaustivo de ambos transmisores se ha podido seleccionar Torrespaña como IoO; puesto que presenta una elevada potencia radiada (PIRE = 75,17 dBm) y un diagrama de radiación omnidireccional.



En la Figura 36 se muestra el escenario considerado y la geometría del demostrador, donde se pueden observar las direcciones de apuntamiento de ambos canales, los IoO disponibles y el Área de Interés (*Area of Interest, AoI*) definida por el ancho a 3dB de la antena receptora ( $30^\circ$ ) así como el área de interés asociada a un mayor ancho de haz ( $60^\circ$ ). Como se puede observar, la dirección de apuntamiento del IoO interferente (Algete) no se encuentra dentro del AoI del escenario; por lo que no será considerado como un IoO interferente. El escenario seleccionado se caracteriza por ser un entorno semi-urbano en el que se cuenta con la presencia de edificios de baja altura con estructura metálica, zonas de campo y varias carreteras con alto nivel de tráfico (la autopista R2 y la carretera de Alcalá-Meco marcadas en azul y naranja en la Figura 36, respectivamente).

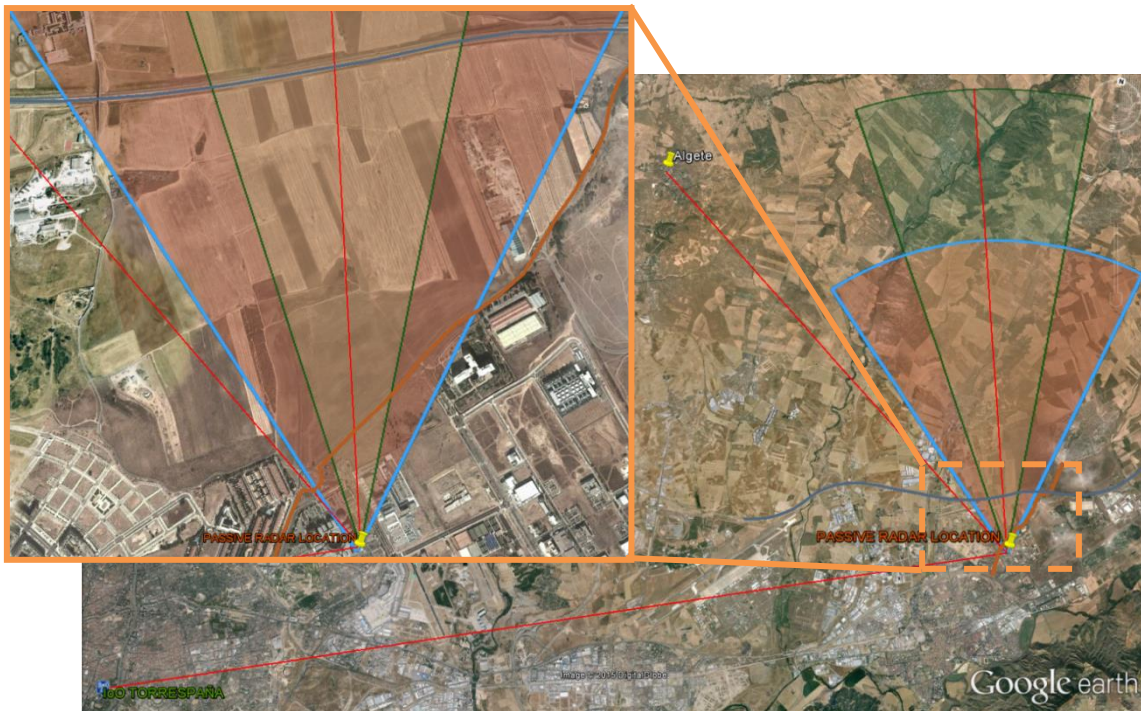


Figura 36: Escenario radar seleccionado y geometría del demostrador IDEPAR en las instalaciones de la Universidad de Alcalá. Rojo: direcciones de apuntamiento de los canales de referencia y vigilancia. Área verde: área para un ancho de haz de  $30^\circ$ . Área naranja: área para un ancho de haz de  $60^\circ$ . Azul: autopista R2. Naranja: carretera de Meco. [2]

En la Figura 37 a) se muestra el demostrador IDEPAR en el emplazamiento seleccionado, donde se observa el canal de vigilancia formado por el array de antenas y las cadenas de adquisición y procesado. Por otro lado, en la Figura 37 b) se presenta la vista desde el canal de vigilancia. Como se puede observar, las antenas de vigilancia han sido situadas para que el máximo de su diagrama de radiación apunte al AoI e incluya las carreteras bajo estudio. Cerca del receptor pasivo se encuentra el Instituto de Medicina Molecular Príncipe de Asturias (IMMPA), el cual va a provocar reflexiones con un elevado nivel de potencia hacia el RP debido a su estructura metálica. Los ecos asociados se concentrarán a lo largo del eje de Doppler nulo, dado que son objetos estáticos, en diferentes celdas de distancia (por su gran tamaño).

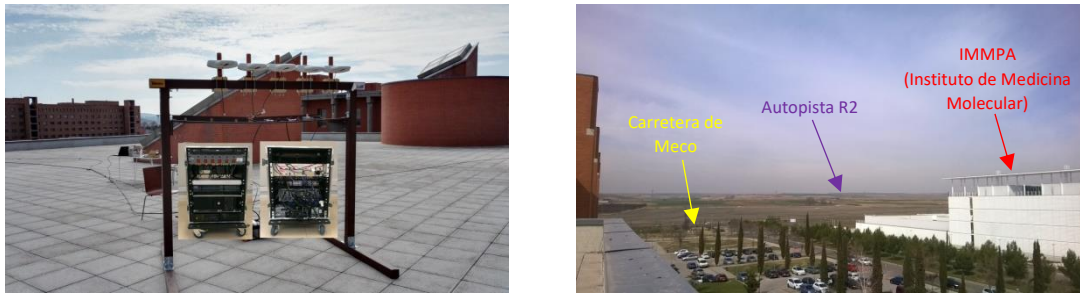


Figura 37: a) Demostrador IDEPAR en la azotea de la EPS. b) Vista desde el canal de vigilancia (AoI). [2]

Las medidas analizadas en este TFG han sido adquiridas en campañas de medidas llevadas a cabo en febrero de 2017. Durante estas campañas, se realizaron adquisiciones de 20 segundos ( $T_{\text{adq}} = 20 \text{ s}$ ) asumiendo un ancho de banda de señal de 24 MHz. Las características principales de las medidas bajo estudio son las siguientes:

- Se realiza la adquisición del canal 58 ( $f_p = 770 \text{ MHz}$ ).
- Dirección de apuntamiento:  $351,9^\circ \text{ N}$ .
- Canal de vigilancia: array lineal uniforme (*Uniform Linear Array, ULA*) formado por 5 antenas 4G-Nova (Figura 21) separadas una distancia 0,315 m.
- $T_{\text{int}} = 250 \text{ ms}$ . Se generan un total de 80 CPIs por adquisición.
- Tamaño de la CAF: 401 celdas de desplazamiento en Doppler (de  $-799,744$  a  $799,744 \text{ Hz}$ ) y un total de 1000 celdas en distancia asociadas a un radio de cobertura de 9,450 km en la dirección de apuntamiento.
- Blancos bajo estudio: un vehículo circulando por la autopista R2 y otro por la carretera de Alcalá-Meco.

La validación de los algoritmos de DoA sobre estos datos radar reales se va a realizar tras conocer las posiciones (rango, Doppler) de las pistas asociadas a cada uno de los blancos bajo estudio. Dichas posiciones han sido estimadas siguiendo la metodología del procesado en dos etapas descrito en el Capítulo 3 (Figura 24): se ha aplicado la primera etapa del esquema de procesado para obtener las posiciones de los blancos en el espacio 2D (rango, Doppler), asumiendo una  $P_{\text{FA}}$  de diseño de  $10^{-5}$ . Dado que las carreteras de interés son carreteras con alta densidad de tráfico, el número de blancos detectados es elevado. Sin pérdida de la generalidad, se han seleccionado dos blancos: un vehículo circulando por la autopista R2 (pista 8) y otro circulando por la carretera de Alcalá-Meco (pista 9). Los snapshots utilizados para la estimación del ángulo de llegada de cada una de las pistas corresponderán con los valores de la CAF de cada una de las antenas que componen el array para cada una de las posiciones (rango, Doppler) proporcionadas en la etapa 1.

Por un lado, en la Figura 38 se muestra el resultado de los ángulos estimados por los algoritmos considerados para la pista ocho, que se corresponde con un vehículo circulando por la autopista R2. Los resultados de los estimadores AML y CML son iguales debido a los altos valores de SNR asociados al cumplimiento de la condición (72). Sin embargo, el estimador MUSIC proporciona resultados distintos que pueden ser menos precisos debido a la dependencia de este algoritmo con el tamaño del conjunto de snapshots utilizados para la estimación (Figura 31).

Para evaluar los resultados obtenidos con cada uno de los algoritmos, se va a realizar una proyección de las posiciones en 3D (rango, Doppler, acimut) de los blancos sobre Google Earth; comprobando así si los ángulos estimados proporcionan unas trayectorias que se ajustan tanto al Aol como a movimientos esperables en las carreteras seleccionadas. En la Figura 39 se muestra la representación sobre Google Earth de la pista 8 para los distintos algoritmos. Como se puede observar, los ángulos estimados corresponden con la trayectoria de un vehículo que circula por la autopista R2. La imprecisión del algoritmo MUSIC mostrada en la Figura 38 también se aprecia cuando se ha realizado la proyección sobre Google Earth.

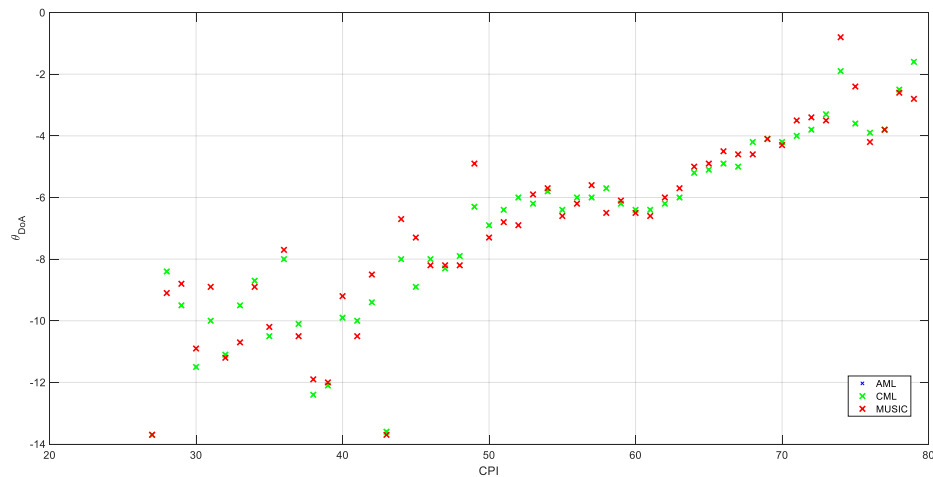
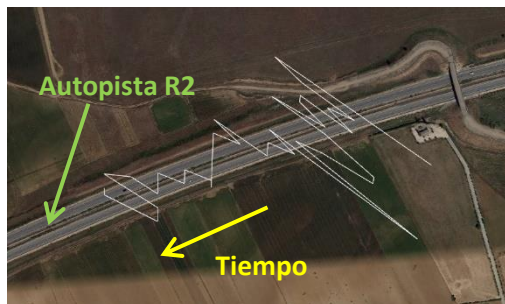
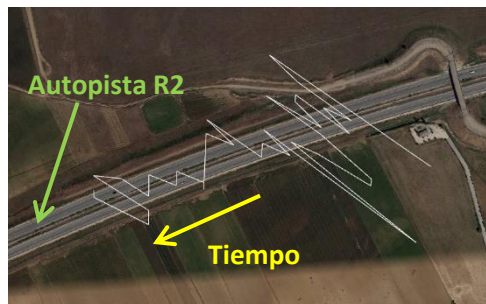


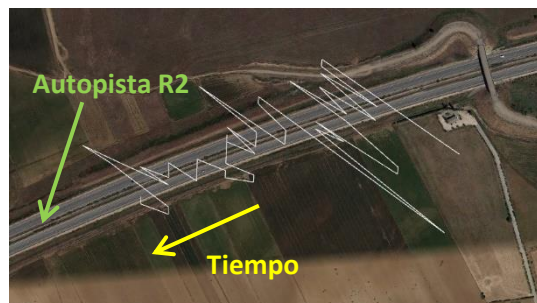
Figura 38. DoA estimados para la pista 8.



a) Algoritmo AML



b) Algoritmo CML



c) Algoritmo MUSIC

Figura 39: Representación sobre Google Earth para la pista 8



Las conclusiones extraídas con la pista 8 se confirman al trabajar con la pista 9 (Figura 40) donde de nuevo los DoAs estimados por los algoritmos AML y CML coinciden mientras que los estimados por el algoritmo MUSIC son ligeramente diferentes. En la Figura 41 se muestra la representación sobre Google Earth de la pista 9 para los distintos algoritmos. De nuevo, los ángulos estimados proporcionan un movimiento esperable en el Aol. En este caso nos encontramos ante un vehículo que circula por la carretera de Alcalá-Meco. Como se puede observar en las figuras, el algoritmo MUSIC presenta mayor variabilidad en la trayectoria, tal y como ya se había mostrado en la Figura 40, por lo que podemos concluir que los algoritmos AML y CML son más estables para el caso bajo estudio.

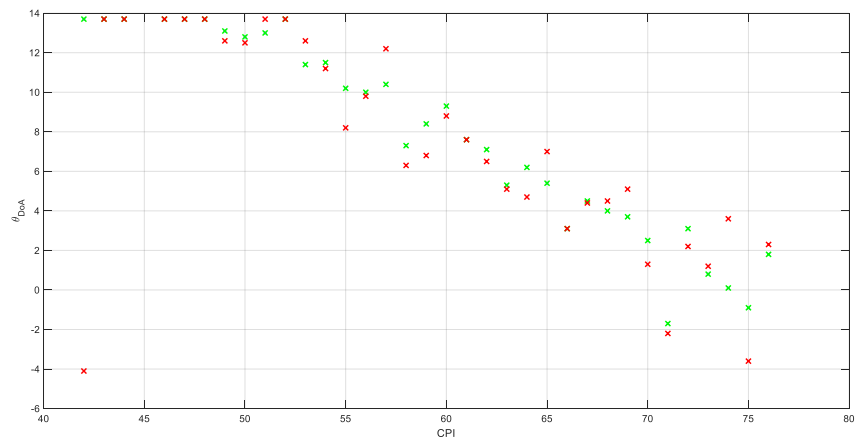
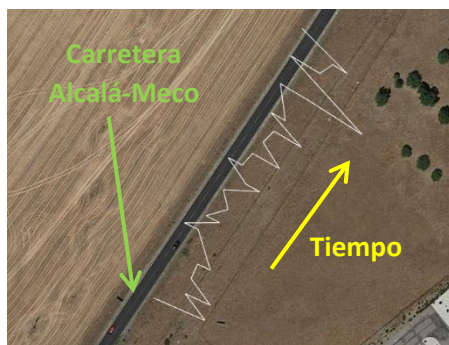
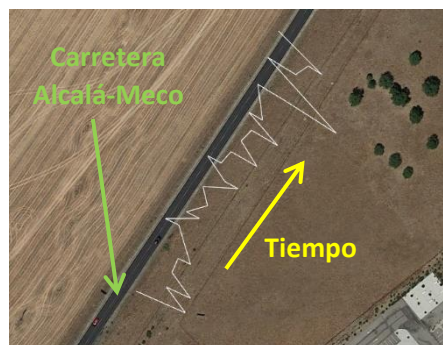


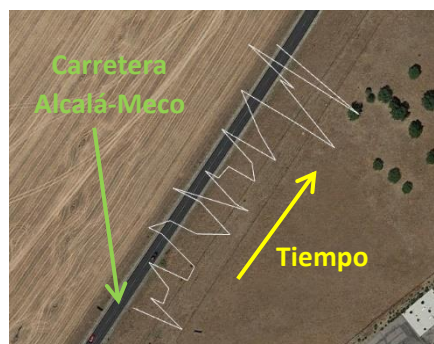
Figura 40. DoA estimados para la pista 9.



a) Algoritmo AML



b) Algoritmo CML



c) Algoritmo MUSIC

Figura 41: Representación sobre Google Earth para la pista 9



## Capítulo 5:

### Conclusiones

En primer lugar, este trabajo se ha centrado en los diferentes tipos de pesos aplicables a las señales de entrada obtenidas, aplicando así las diferentes técnicas de beamforming con el objetivo de mejorar la calidad de estas para posteriormente poder aplicar los diferentes algoritmos de DoA que permiten desarrollar técnicas de detección y seguimiento 3-D de los blancos.

Todo ello permite al demostrador radar pasivo IDEPAR, desarrollado por el grupo de investigación GTAF( Grupo de Tecnologías de Alta Frecuencia) de la universidad de Alcalá, tener la capacidad de realizar seguimientos 3D confirmando la potencialidad del array de antenas para tareas de vigilancia y monitorización del tráfico terrestre.

Por lo que este trabajo se centra es una comparativa de algoritmos de estimación de DoA para determinar cuáles son las características más ventajosas para el escenario de este trabajo, un radar pasivo en un escenario terrestre, en la Escuela Politécnica Superior de la Universidad de Alcalá de Henares.

Se han estudiado algoritmos de estimación de DoA basados en estimadores de máxima verosimilitud y de máxima probabilidad a posteriori, como son los algoritmos de AML y CML. Debido a que estos esquemas suelen conllevar alta complejidad computacional, se ha realizado como alternativa la realización de estimadores cuadráticos como es el caso del algoritmo MUSIC.

Se ha estudiado las diferencias de los propios algoritmos en función de la SNR y de la resolución angular. En el caso del estudio en función de la SNR, suponiendo un número total de 25 snapshots y dos fuentes de señales incidentes, se llega a la conclusión de que a medida que mejora la SNR más detectable es el frente de onda incidente y por lo tanto estimar con una mayor precisión su DoA . Se quiere una SNR mínima de -5 dB para poder estimar DoA en todos los algoritmos, aunque en el estimador CML es el más robusto a la hora de poder detectar fuentes incidentes a SNRs bajas asumiendo un mayor error en la estimación. También se ha podido observar que, para todos los algoritmos implementados, es conveniente si se quiere lograr una estimación correcta utilizar un número de snapshots elevado.

Además, para comprobar el funcionamiento de dichos algoritmos, se han realizados pruebas con datos reales en la universidad de Alcalá, centrándose en dos pistas principales, las cuales son la carretera de Meco y la autopista R-2. El objetivo es aplicar las técnicas anteriormente expuestas para poder estimar la trayectoria de los vehículos que circulan por dichas pistas.

Como se vio en el capítulo 4, tanto para el caso de la carretera de Meco como para el caso de la autopista R-2, los algoritmos que mejor rendimiento tienen son el AML y CML, con una diferencia mínima respecto al algoritmo MUSIC ya que éste presenta mayor variabilidad a la hora de representar sus trayectorias en las dos pistas bajo estudio.

# **PARTE III**

## **Planos**





## Planos

Para realizar las simulaciones tanto de las técnicas de beamforming como para las estimaciones de DoA se ha utilizado el programa de cálculo Matlab.

En el caso de las **técnicas de beamforming**, se ha seguido el mismo paso para aplicar todas las técnicas. En primer lugar, se definen todas las variables de entrada al sistema, como pueden ser el número de antenas en el array, la distancia existente entre ellas, la frecuencia a la que se está trabajando y se define el número de elementos con respecto al origen. Una vez obtenidas las entradas al sistema, se define el bloque principal del sistema que consiste en elegir los tipos de pesos según el método que se quiera implementar, así como la simulación de un vector de llegada para cada dirección posible. Gracias a este bloque es posible obtener las salidas de este para poder representar el diagrama de radiación en función del tipo de pesos escogido y el vector de llegada simulado.

En el caso de las **técnicas de estimación de DoA**, se realiza un proceso similar al anterior, en el que las entradas vuelven a ser el número de antenas en el array, la distancia entre ellas, la frecuencia del sistema, el número de snapshot que se ha considerado y el valor de las direcciones de llegada que se han estimado. Con todos estos datos de entrada, el sistema es capaz de generar el snapshot final, cuya expresión coincide con la ecuación (50).

Una vez obtenido el snapshot, se aplicará el método adecuado a cada algoritmo para poder estimar el ángulo de llegada en función tanto de la SNR como de la resolución angular entre los ángulos estimados y así poder comparar los algoritmos en función de esas características.



# **PARTE IV**

## **Pliego de condiciones**



## Pliego de condiciones

El pliego de condiciones de este TFG se compone de los materiales, recursos y equipos necesarios para el posible desarrollo de este. Siendo los siguientes:

- Ordenador personal: Intel Core i5, velocidad de 3,10 GHz y memoria RAM de 4 GB.
- Windows 10 profesional (64bits)
- Matlab R2017b
- Demostrador radar pasivo IDEPAR
- Microsoft Office 2016 (o superior)
- Microsoft PowerPoint 2016 (o superior)



# **PARTE V**

## **Presupuesto**





# Presupuesto

El coste de este proyecto se debe principalmente a la cuantía de los materiales utilizados y a los honorarios de los trabajadores. En primer lugar, se obtiene el Presupuesto de ejecución por material (PEM), el cual es el debido a los equipos informáticos y programas software utilizados. En la siguiente tabla se muestra el cálculo realizado para obtener el PEM correspondiente.

Presupuesto de ejecución por material (PEM)			
Concepto	Cantidad	Precio unitario	Coste Total
Material:			
Ordenador personal	1	899,00€	899,00€
Material Software:			
Windows 10 Professional	1	286,00€	286,00€
Office 2016	1	149,00€	149,00€
Matlab R2017b	1	124,00€	124,00€
Total PEM			1.458,00€

Los honorarios de los empleados se fijan en función del salario mínimo interprofesional para el año 2018. En el Real Decreto 1.077/2017 de 29 de diciembre, por el que se fija el salario mínimo para un ingeniero de telecomunicaciones es 1.199,01 €. Para este TFG se ha contratado a un graduado en Ingeniería en Tecnologías de Telecomunicación con un sueldo correspondiente al salario mínimo interprofesional ( gastos de Seguridad Social y retenciones de IRPF ya incluidos), el cual trabajará durante 6 meses a jornada completa. En la siguiente tabla se calculan los gastos totales debidos al personal contratado.

Honorarios				
Concepto	N.º personal	Tiempo(meses)	Precio unitario (€/mes)	Coste total
Ingeniería	1	6	1.199,01 €	7.194,06 €
Mecanografiado	1	1	750,38 €	750,38 €
Total				7.944,44 €

A continuación, se calcula el presupuesto de ejecución por contrata (PEC), compuesto por los gastos generales (derivan de la utilización de los materiales) y el beneficio industrial. Para este TFG se ha considerado que los gastos generales corresponden con el 13% del PEM y el beneficio industrial con el 6% del PEM. En la siguiente tabla de muestran los resultados obtenidos.

Presupuesto de ejecución por contrata (PEC)		
Concepto	% sobre PEM	Coste total
PEM		1.458,00 €
Gastos Generales	13	189,54 €
Beneficio Industrial	6	87,48 €
<b>Total PEC</b>		<b>1.735,02 €</b>

El presupuesto total del proyecto será, por tanto, la suma del PEC los honorarios de los empleados contratados y el material fungible (debido a la impresión y encuadernación de la memoria). Al resultado obtenido se le aplica el Impuesto de Valor Añadido (IVA). En la siguiente tabla se detallan los gastos que proporcionan el coste total del proyecto.

Presupuesto		
Concepto		Coste total
PEC		1.735,02 €
Honorarios		7.944,44 €
Material fungible:		
	Gastos de impresión	90,00 €
	Encuadernación	30,00 €
<b>Subtotal</b>		9.799,46 €
	IVA (21%)	2.057,88 €
<b>Total presupuesto</b>		<b>11.857,33 €</b>

El presupuesto total del trabajo de fin de grado, de carácter interno, asciende a once mil ochocientos cincuenta y siete con treinta y tres céntimos.

# **PARTE VI**

## **Bibliografía**



# Bibliografía

## Bibliografía para la extracción de las imágenes

[1] Harry L. Van Trees. Optimum Array Processing. Part IV of Detection, Estimation, and Modulation Theory. IEEE, 1968.

[2] N. del-Rey-Maestre. Design and Optimization of Robust Detection Techniques in Passive Radar Applications (Diseño y optimización de técnicas de detección robustas para radares pasivos). Tesis doctoral. Universidad de Alcalá. 2018.

## Bibliografía consulta general

Harry L. Van Trees. Optimum Array Processing. Part IV of Detection, Estimation, and Modulation Theory. IEEE, 1968.

N. del-Rey-Maestre. Design and Optimization of Robust Detection Techniques in Passive Radar Applications (Diseño y optimización de técnicas de detección robustas para radares pasivos). Tesis doctoral. Universidad de Alcalá. 2018.

C. Coleman, R. Watson y H. Yardley, «A practical bistatic passive radar system for use with DAB and DRM illuminators,» IEEE Radar Conference, pp. 1-6, 2008.

R. Zemmari, U. Nickel y W. Wirth, «GSM passive radar for medium range surveillance,» European Radar Conference (EuRAD), pp. 49-52, 2009.

D. Petri, A. Capria, M. Martorella y F. Berizzi, «Ambiguity function study for UMTS Passive Radar,» EuRAD 2009, European Radar Conference, 2009.

R. Saini y M. Cherniakov, «DTV signal ambiguity function analysis for radar application,» IEE Proceedings on Radar, Sonar and Navigation, vol. 152, nº 3, pp. 133-142, 2005.

J. Neyman y E. Pearson, «On the problem of the most efficient test of statistical hypotheses,» E. Philosophical transactions of the Royal Society, vol. 231, pp. 289-337, 1933.

M. Conti, D. Petri, A. Capria, F. Berizzi y M. Martorella, «High resolution and artifact cancellation in wideband DVB-T Passive Radar,» FHR Focus Days on PCL (3rd), 2011.

P. Gandhi y S. Kassam, «Analysis of CFAR processors in nonhomogeneous background,» IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, nº 24, pp. 427-445, 1988.

N. Levanon y E. Monzieson, Radar Signals, Wiley Interscience, 2004.

H. Griffiths y N. Long, «Television-based bistatic radar,» IEE Proceedings on Communications, Radar, and Signal Processing, vol. 133, nº 7, pp. 649-657, 1986.

P. E. Howland, D. Makisimiut y G. Reitsma, «FM radio based bistatic radar,» IEE Proceedings on Radar Sonar and Navigation, vol. 152, nº 3, pp. 107-115, 2005.

M. Malanowski, K. Kulpa y J. Misjurewicz, «PaRaDe - Passive Radar Demonstrator family development at Warsaw University of Technology,» *Microwaves, Radar and Remote Sensing Symposium*, pp. 75-78, 2008.

N. Willis, *Bistatic Radar*, Scitech Publishing Inc., 2005.

ETSI 300-744, «Digital Video Broadcasting (DVB): Framing structure, channel coding and modulation for digital terrestrial television (DVB-T),» *European Telecommunication Standards Institute*.

R. Saini y M. Cherniakov, «Investigation of Digital TV Signal for Radar application,» *EUPISCO-2002: XI European Signal Processing Conference*, Toulouse, pp. 15-18, 2002.

J. Palmer, H. Harms, S. Searle y L. Davis, «DVB-T Passive Radar Signal Processing,» *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 61, nº 8, pp. 2116-2126, 2013.

IEEE Standard for Radar Definitions. IEEE Aerospace and Electronic Systems Society Sponsored by the Radar Systems Panel. IEEE Std 686-2017, 2017.

Kuschel, H., Heckenbach, J., Muller, S., Appel, R. On the potentials of passive, multistatic, low frequency radars to counter stealth and detect low flying targets. *Radar Conf.* 2008.

Colone, F. et al. A multistage processing algorithm for disturbance removal and target detection in passive bistatic radar. *IEEE Trans. Aerosp. Electron. Syst.* 2009; 45(2): 698–722.

Cardinali, R., Colone, F., Ferretti, C., and Lombardo, P. Comparison of clutter and multipath cancellation techniques for passive radar. *IEEE Radar Conference*. 2007; (1): 469–474.

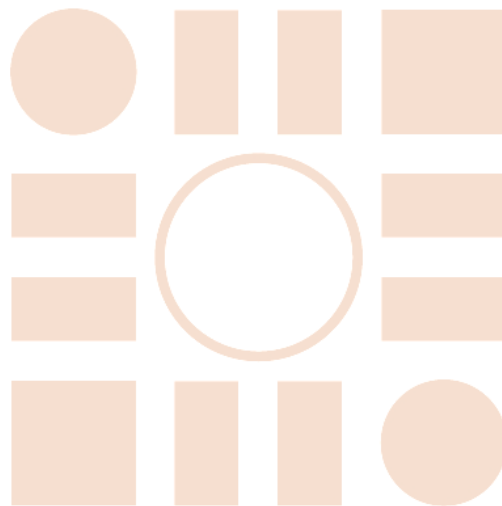
[del Rey-Maestre et al., 2017d] del Rey-Maestre, N., Mata-Moya, D., Jarabo-Amores, M.-P., Gómez-del Hoyo, P.-J., Bárcena-Humanes, J.-L., and Rosado-Sanz, J. (2017d). Passive radar array processing with non-uniform linear arrays for ground target's detection and localization. *Remote Sensing. Special Issue Radar Systems for the Societal Challenges*, 9:756.

[Moscardini and et al., 2014] Moscardini, C. and et al. (2014). Spatial adaptive processing for passive bistatic radar. In *IEEE RadarConf.*, volume 1, pages 1061\_1066.

[Jarabo-Amores et al., 2016] Jarabo-Amores, M.-P., Bárcena-Humanes, J.-L., Gomez-del-Hoyo, P.-J., del Rey-Maestre, N., Juara-Casero, D., Gaitán-Cabañas, F.-J., and Mata-Moya, D. (2016). IDEPAR: a multichannel digital video broadcasting-terrestrial passiveradar technological demonstrator in terrestrial radar scenarios. *IET Radar, Sonar and Navigation*, pages 1-9.

[del Rey-Maestre et al., 2017c] del Rey-Maestre, N., Jarabo-Amores, M.-P., Mata-Moya, D., Bárcena-Humanes, J.-L., and Gómez-del Hoyo, P.-J. (2017c). Machine learning techniques for coherent CFAR detection based on statistical modeling of UHF passive ground clutter. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, PP(99):1-15.

Universidad de Alcalá  
Escuela Politécnica Superior



ESCUELA POLITECNICA  
SUPERIOR



Universidad  
de Alcalá